

**DOĐRUSAL VE DOĐRUSAL OLMAYAN YÜK
TAHMİNİ ALGORİTMALARININ GÜNEY
İLÇESİ İÇİN PERFORMANSLARININ
KARŞILAŞTIRILMASI**

Kübra KAYSAL

DANIŞMAN

Yrd. Doç. Dr. Fatih Onur HOCAOĐLU

ELEKTRİK EĐİTİMİ ANABİLİM DALI

Eylül, 2013

**AFYON KOCATEPE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**DOĞRUSAL VE DOĞRUSAL OLMAYAN YÜK TAHMİNİ
ALGORİTMALARININ GÜNEY İLÇESİ İÇİN PERFORMANSLARININ
KARŞILAŞTIRILMASI**

Kübra KAYSAL

DANIŞMAN

Yrd. Doç.Dr. Fatih Onur HOCAOĞLU

ELEKTRİK EĞİTİMİ ANABİLİM DALI

Eylül, 2013

TEZ ONAY SAYFASI

Ahmet KAYSAL tarafından hazırlanan “Adıgüzel Hidroelektrik Santrali’ nin Modellenmesi, Kısa Devre Analizi ve Bulanık Mantık Kontrolör ile Yük-Frekans Kontrolü” adlı tez çalışması lisansüstü eğitim ve öğretim yönetmeliğinin ilgili maddeleri uyarınca 11/09/2013 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Elektrik Eğitimi Anabilim Dalı’nda YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Danışman : Doç. Dr. Yüksel OĞUZ

Başkan : Prof. Dr. Hasan ÇİMEN
AKÜ Teknoloji Fakültesi, İmza

Üye : Doç. Dr. Yüksel OĞUZ
AKÜ Teknoloji Fakültesi, İmza

Üye : Doç. Dr. İbrahim MUTLU
AKÜ Teknoloji Fakültesi, İmza

Afyon Kocatepe Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu’nun
...../...../..... tarih ve
..... sayılı kararıyla onaylanmıştır.

.....
Prof. Dr. Mevlüt DOĞAN

Enstitü Müdürü

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

DOĞRUSAL VE DOĞRUSAL OLMAYAN YÜK TAHMİNİ ALGORİTMALARININ GÜNEY İLÇESİ İÇİN PERFORMANSLARININ KARŞILAŞTIRILMASI

Kübra KAYSAL

Afyon Kocatepe Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik Eğitimi Anabilim Dalı

Danışman: Yrd. Doç.Dr. Fatih Onur Hocaoğlu

Yapılan bu çalışmada, ilk olarak yük tahmin yöntemleri incelenmiştir. Bu yük tahminlerinden regresyon analizi ve yapay sinir ağları seçilerek Denizli ilçesi olan Güney için yük tahmini yapılmış ayrıca elde edilen veriler hibrit sistem oluşturularak hata en aza indirilmeye çalışılmıştır. Çalışmada küçük bir bölgenin yük tahmininin yapılmasının yanı sıra yük tahmininin önemi ve bu gibi bölgelerde yük tahminini etkileyen faktörler de ele alınmaktadır. Güney ilçesi elektrik sistemi incelenmiş ve bu sistem hakkında bilgiler verilmiştir. Güney ilçesi için mevcut olan 2011 yılına ait veriler kullanılarak kısa dönem ve orta dönem yük tahminleri yapılmıştır.

Güney fiderlerinden çekilen yük yıllık ve mevsimlik olarak incelenmiş olup dönemsel değişiklikler ele alınarak yük tahminini etkileyen dış faktörler araştırılmıştır. Bulunan hatalar tüm yöntemlerle kıyaslanıp en uygun tahmin yöntemi tespit edilmiştir.

2013, x + 84 sayfa

Anahtar Kelimeler: Yük Tahmini, yapay sinir ağları, regresyon analizi

ABSTRACT

M. Sc. Thesis

LINEAR AND NON-LINEAR LOAD FORECASTING PERFORMANCE COMPARISON OF ALGORITHMS FOR GÜNEY TOWN

Kübra KAYSAL

Afyon Kocatepe University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Electrical Education

Supervisor: Assistant Professor Fatih Onur HOCAOGLU

In this work, Firstly load estimates methods have been analyzed. From these estimates regression analyze and artificial Neural Networks have been chosen to make an analyze for the town of Güney in Denizli and the obtained data were studied to minimize the error by creating the hybrid system. In this work not only calculating the load estimation of a small region and the factors influcing the estimation of the load in these regions and the importance of the calculation but the external factors influencing the estimation have also been studied. Güney's electricity grid network has been studied and information about this grid network has been provided. Using Güneytown's present electricity system data for the year 2011 short term and midterm load estimations have been made.

The load taken annually from the Güney feeders has been estimated seasonally and annually and external factors influencing load estimation by processing the seasonal changes have been analyzed the best method to estimate has been derived by comparing the failures with all kinds of methods available.

2013, x + 84 pages

Key Words: Load forecasting, neural network, regression analyze

TEŞEKKÜR

Bu araştırmanın konusu, deneysel çalışmaların yönlendirilmesi, sonuçların değerlendirilmesi ve yazımı aşamasında yapmış olduğu büyük katkılarından dolayı tez danışmanım Sayın Yrd. Doç.Dr. Fatih Onur HOCAOĞLU'na,

Araştırma ve yazım süresince benden yardımlarını ve değerli bilgilerini esirgemeyen Sayın Yrd. Doç.Dr. Kenan İLARSLAN'a,

Çalışma konumda gerekli olan değerleri hiç çekinmeden temin eden Adıgüzel Hidroelektrik Santrali işletme müdürü Etem CAMCI ve çalışma arkadaşlarına,

Zor günlerimde beni yalnız bırakmayan Dazkırı'daki küçük ailem, komşum Metin DEVECİ ve Eşe DEVECİ 'ye,

Kalbimde eşsiz bir yeri olan ustam, biricik abim İsmail YILDIRIMKAYA'ya

Tez çalışmam boyunca kaprislerime katlanan, hamileliğimde ve hastalığımda yerime ders çalışan ve konuları bana anlatan, yeri geldiğinde laptop ve bebekle uyuyan, dokuz yılını benimle paylaşan ve önümüzdeki birçok dokuz yılı paylaşacak olduğum çok değerli eşim Öğr. Gör. Ahmet KAYSAL'a

Ve hayat kaynağım, yaşama sevincim, bebeğim Melike KAYSAL'a

Teşekkür ederim

Öğr. Gör. Kübra KAYSAL

AFYONKARAHİSAR, 2013

İÇİNDEKİLER DİZİNİ

Sayfa

ÖZET	i
ABSTRACT	ii
TEŞEKKÜR	iii
İÇİNDEKİLER DİZİNİ.....	iv
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ	viii
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	ix
RESİMLER DİZİNİ	x
1. GİRİŞ.....	1
1.1. Adıgüzel Hidroelektrik Santrali	5
1.2. Güney İlçesi.....	9
2. LİTERATÜR ÇALIŞMASI	10
2.1.Geçmişten Günümüze Yük Tahmini Çalışmaları	10
3. MATERYAL ve METOT	24
3.1. Yük Tahmin Yöntemleri	24
3.1.1. İstatiksel Yöntemler	24
3.1.2.Yapay Zekâ Yöntemleri.....	30
3.1.2.1.Yapay Sinir Ağı Tanımı	34
3.1.2.2. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları Ve Dezavantajları.....	36
3.1.2.3. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme	37
3.1.2.4. Beyin Sinir Hücresinin Yapısı.....	37
3.1.2.5. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması.....	41
3.1.2.6. Geri Yayılım Algoritması.....	44
4. BULGULAR	47
4.1. Uygulamada Kullanılan Yöntemler ve Yapılan Çalışmalar.....	47
4.1.1. Regresyon Analizi.....	47
4.1.1.1. Basit Regresyon Analizi	47
4.1.1.2.Çoklu Regresyon Analizi.....	50
4.1.2. Yapay Sinir Ağları	58

4.1.3. Hibrit Tahmin Çalışması.....	71
5. SONUÇ ve ÖNERİLER.....	72
6. KAYNAKLAR.....	77
ÖZGEÇMİŞ	84

SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler

MW	Mega Watt
Kv	Kilo Volt
d/d	Devir/Dakika
Kwh	Kilo watt saat
CO ₂	Karbondioksit

Kısaltmalar

YSA	Yapay sinir ağıları
GSMH	Gayri safi milli hasıla
RBFN	Radyal tabanlı fonksiyon ağı
AR	Otoregresif süreç
ARMA	Karma otoregresif hareketli ortalama süreci
DE-YSA	Diferansiyel evrim algoritmali yapay sinir ağıları
MSE	Ortalama karesel hata
RMSE	Ortalama karesel hataların kökü
HES	Hidroelektrik Santrali

ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa
Şekil 1.1. Adıgüzel HES Tek Hat Şeması.....	8
Şekil 3.1 Sinir Hücresi Yapısı.....	38
Şekil 3.2 Yapay Sinir Hücresi.....	39
Şekil 3.3 Sigmoid ve Hiperbolik Tanjant Fonksiyonları.....	40
Şekil 3.4 Çok Katmanlı İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı.....	42
Şekil 3.5 Gizli Katmanlı Bir Yapay Sinir Ağı.....	43
Şekil 3.6 Basit Bir Sinir Ağı Yapısı.....	44
Şekil 3.7 Geri Yayılım Ağı.....	45
Şekil 3.8 Çok Katmanlı Bir Yapay Sinir Ağı Yapısı.....	46
Şekil 4.1 Regresyon sonucunda elde edilen tahmini değer ve gerçek değer grafiği.....	50
Şekil 4.2 Çoklu Regresyon Tahmin Grafiği.....	51
Şekil 4.3 İlkbahar Dönemine Ait Tahmin Grafiği.....	53
Şekil 4.4 Yaz Dönemine Ait Tahmin Grafiği.....	53
Şekil 4.5 Sonbahar Dönemine Ait Tahmin Grafiği.....	54
Şekil 4.6 Kış Dönemine Ait Tahmin Grafiği.....	54
Şekil 4.7 1 Ocak 2011 Yılbaşı Tahmin Grafiği.....	55
Şekil 4.8 23 Nisan 2011 Ulusal Egemenlik ve Çocuk Bayramı Tahmin Grafiği.....	56
Şekil 4.9 19 Mayıs 2011 Gençlik ve Spor Bayramı Tahmin Grafiği.....	56
Şekil 4.10 30 Ağustos Zafer Bayramı ve 1Eylül Ramazan Bayramı Tahmin Grafik...	57
Şekil 4.11 3 Eylül 2011 Güney'in Kurtuluşu Tahmin Grafiği.....	57

Şekil 4.12 6-9 Kasım 2011 Kurban Bayramı Tahmin Grafiği	58
Şekil 4.13 Log-sig Transfer Fonksiyonu.....	60
Şekil 4.14 Sıcaklığın Etkisini Gösteren Grafik	62
Şekil 4.15 Bir saat ve Bir Gün Önceki Veriler ile 2 Layer'da Elde Edilen Tahmin Grafiği.....	63
Şekil 4.16 Bir saat ve Bir Gün Önceki Veriler ile 3 Layer'da Elde Edilen Tahmin Grafiği....	63
Şekil 4.17 Bir saat ve Bir Gün Önceki Veriler ile 4 Layer'da Elde Edilen Tahmin Grafiği....	64
Şekil 4.18 İlkbahar Dönemine Ait Karşılaştırma Grafiği	65
Şekil 4.19 Yaz Dönemine Ait Karşılaştırma Grafiği	66
Şekil 4.20 Sonbahar Dönemine Ait Karşılaştırma Grafiği.....	66
Şekil 4.21 Kış Dönemine Ait Karşılaştırma Grafiği	67
Şekil 4.22 1 Ocak 2011 YSA Tahmin Grafiği	68
Şekil 4.23 23 Nisan 2011 YSA Tahmin Grafiği	69
Şekil 4.24 19 Mayıs 2011 YSA Tahmin Grafiği.....	69
Şekil 4.25 30 Ağustos ve 1 Eylül 2011 YSA Tahmin Grafiği	70
Şekil 4.26 3 Eylül 2011 Güney'in Kurtuluşu YSA Tahmin Grafiği.....	70
Şekil 4.27 Kurban Bayramı YSA Tahmin Grafiği	71
Şekil 4.28 Hibrit Tahmin Grafiği	72

ÇİZELGELER DİZİNİ

Sayfa

Çizelge 3.1. Bilgisayar ile insan beyni arasındaki çalışma sisteminin karşılaştırılması.....	35
Çizelge 3.2. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları-Dezavantajları.....	37
Çizelge 4.1. Regresyon eğitimi İstatistik Sonuçları.....	48
Çizelge 4.2. Regresyon Eğitim Katsayıları.....	48
Çizelge 4.3. Çoklu Regresyon Eğitimi İstatistik Sonuçları	50
Çizelge 4.4. Çoklu Regresyon Eğitim Katsayıları	51
Çizelge 4.5. Basit ve Çoklu Regresyon Hatalarının Kıyaslanması.....	52
Çizelge 4.6. Dönemsel Verilerin Hataları.....	55
Çizelge 4.7. Resmi ve Dini Bayramların Hataları.....	59
Çizelge 4.8. Gerçek Değerlerin Normalize Edilmiş Şekli	60
Çizelge 4.9. Sıcaklık Verileri Eklendiğinde Elde Edilen Hata Sonuçları.....	62
Çizelge 4.10. Farklı Çalışmalardan Elde Edilen Hata Kıyaslama Çizelgesi.....	62
Çizelge 4.11. Bir Saat ve Bir Gün Önceki Verilerin Farklı Layer’da Eğitimi.....	64
Çizelge 4.12. Mevsimsel Tahminlerin Hata Sonuçları.....	67
Çizelge 4.13. YSA’da Resmi ve Dini Bayramların Hataları.....	71
Çizelge 4.14. Hibrit Hataları.....	72
Çizelge 5.1. YSA ve Regresyon Çalışmalarının Kıyaslanması.....	75
Çizelge 5.2. Regresyon, YSA ve Hibrit Çalışmaların Kıyaslanması.....	76

RESİMLER DİZİNİ

Sayfa

Resim 1.1. Adıgüzel Baraj Gölü.....	5
Resim 1.2. Adıgüzel Santral Binası ve Şalt Sahası.....	6
Resim 1.3. Adıgüzel HES Senkron Generatörler.....	7
Resim 1.4. Güney İlçesi.....	8

1. GİRİŞ

Uygarlığın ve gelişimin göstergesi olan elektrik, dünyada ilk kez 1878 yılında günlük hayatta kullanılmaya başlanmıştır. Teknolojinin hızla gelişmesi sosyal ve iş hayatında enerji ihtiyacını giderek arttırarak, insanoğlunun ihtiyaçlarını karşılayabilmesi için zorunlu bir kaynak haline gelmiştir.

Elektrik enerjisi eğitim, ulaşım, sağlık gibi toplumsal kurumlarda olduğu gibi insanlığın temel ihtiyaçları olan beslenme, ısınma faktörlerinde, ülkelerin ekonomik gelişimi ve verimliliğin artırılmasında vazgeçilemeyen bir unsurdur.

Elektrik enerjisi bu kadar hayatımızın içine girmişken onun tüketimi de üretim, iletim ve dağıtım kadar öneme sahip olmuştur. “Elektrik enerjisinin dünya enerji tüketimindeki payı 1971’de %9,0 iken 2002’de %16,1’e ulaşmış olup, bu oranın artmaya devam ederek 2030 yılında %20,2’ye ulaşması beklenmektedir” (Yamaçlı 2010).

Elektrik enerjisi talebinin her geçen yıl artmasının en önemli nedenleri; elektriğin kaliteli, temiz, güvenilir, kullanım alanı oldukça geniş, hızla üretilip, iletilebilen ve aynı zamanda tüketilebilen, zararı olmayan ve verimli bir enerji kaynağı olmasıdır (Yamaçlı 2010).

Elektriğin depolanamaması, talebin değişken olması, üretimin çevre ve iklim koşulları ile ülkelerin birincil enerji kaynaklarına bağlı olması elektrik enerjisi ile ilgili sorunlar da ortaya çıkarmaktadır. Elektrik enerjisinin avantajlarına bakılırsa gelişmek isteyen ülkelerin bu sorunları en az maliyete indirerek bertaraf etmesi ve bunun için de elektrik enerji talep tahminlerini doğru ve tutarlı yapması gerekmektedir.

Talep tahmini geçmiş verilerle şuan ki verilere bakarak, değişimleri tespit etmek ve gelecek varsayımları ortaya çıkarmaktır. İyi bir yük tahmini için ise anlık yük değerlerinin, enerji ihtiyacının, üretimi etkileyen faktörlerin bilinmesi gerekmektedir.

Teknolojinin hızla gelişmesi insanoğlunun enerji ihtiyacını artırmış olup günümüz insanını, bu ihtiyacını karşılayabilmesi için enerji üretim, iletim ve dağıtım sistemlerinin geleceğe dönük planlarının yapılmasına teşvik etmiştir. Bu sistemlerin geleceğe dönük planlanması için ise talep edilen yıllık yük miktarı göz önünde bulundurulmalıdır.

Yük tahmini geleceğin planlanmasında önemli bir yere sahip olup, gerek bankacılık sektöründe gerekse enerji piyasasında vazgeçilmez bir unsur olmuştur. Yük tahmini, özellikle enerji piyasasında gelecekte yakıt ihtiyacının ne kadar olacağı ve var olan yakıtın ne kadar süre yeteceği hakkında bilgi edinilmesine yardımcı olacaktır. Kısacası iyi bir yük tahmini, geleceğe yön verecek, ülkelerin iyi yatırımlar yapmasını sağlayacak ve ekonomik başarı getirecek değerli bir yapı taşı olacaktır.

Enerji sektörü için kurulan tüm kuruluşların amacı tüketicilere temiz, güvenilir, kaliteli ve ucuz enerji sağlayabilmektir. Kaliteli enerjiden anlatılmak istenen ise sürekli ve kararlı olmasıdır. Tüketicie sürekli ve kararlı enerji sunabilmek de oldukça zor olmaktadır. Bundan dolayı elektrik enerji sistemi planlaması, güvenilir, ekonomik, geleceğe dönük ve esnek olmalıdır (Yoldaş 2006).

Yük tahmininde en önemli iki şey doğruluk ve güvenirliliktir. Yük tahmininin doğruluğu güvenirliliği de beraberinde getirir. Talebi karşılayan bir yük tahmini her zaman ideal olandır. Mesela; talepten daha az bir yük tahmini yapıldığında tüketicinin ihtiyacı karşılanamayacak, enerjide kısıtlamalara gidilecek ve en önemlisi ekonomi sarsılacak beraberinde ise doğruluğu olmayan güvenirliliği azalmış bir tahmin olacaktır.

Bir tahminin doğruluğu büyük oranla yapılan tahmin metotlarına bağlıdır. Geçmişte yük tahminleri için regresyon, yapay zekâ, bulanık mantık, yapay sinir ağları gibi yöntemler kullanılmıştır.

Yük tahmini üzerindeki etkenler şunlardır:

- a) Nüfus artışı,
- b) Yük yoğunluğu,
- c) Alternatif enerji kaynakları,
- d) Toplumsal gelişme,
- e) Geçmişteki veriler,
- f) Coğrafik faktörler,
- g) Endüstriyel planlar,
- h) Şehir planları,
- i) Arazi kullanımı (ŞENER 2005).

Elektrik enerjisi tüketimi tahminine yönelik çalışmalar üç sınıfta değerlendirilebilir:

1. Kısa dönemli tahmin: saatlik, günlük veya haftalık,
2. Orta dönemli tahmin: aylık, üç aylık,
3. Uzun dönemli tahmin: yıllık veya daha uzun dönemler (Şener 2005).

Bu anlatılanların ışığı altında yük tahmininin neden yapıldığına bakılacak olunursa elektrik enerjisinin üretimi gelecekte maliyetinin ne olacağına karar vermek için yapılır. Gelecekte maliyeti belirli olamayan bir üretim risk demektir. Bu yüzden yük tahmini önce maliyeti belirlemek için yapılır. Ayrıca talep edilen enerjiyi sağlamak içinde yük tahmini yapılır. Enerji sisteminde var olan mevcut kuruluşların sisteme ne zaman ve ne ölçüde gireceğini belirlemede de yük tahmini büyük öneme sahiptir.

Yük tahmininin bir diğeri yapıma sebebi ise yatırım yapılacak enerji piyasasında maliyetin ne kadar olacağı, işletme ve bakım maliyetlerinin ne kadar olacağı konusunda gelecek planlarının yapılabilmesidir. Yük tahmininin ekonomi ve enerji sektöründeki planlamada payı bu derece büyükken tahmin yapılan bölgelerde tahmine etkiyen faktörler ve çalışma yapılan bölgenin büyüklüğü de bu derece önemlidir.

Yük tahminleri çalışmaları genellikle büyük ölçekte incelenmektedir. Küçük bölgelerdeki yük talebine etki eden faktörler incelenmemiştir. Ancak büyük ölçekte yapılan çalışmalar küçük ölçekte yapılan çalışmaları kapsamaktadır. Büyük ölçekli sistemlerin karakteristikleri ile küçük ölçekli bölgelerdeki yük talebi karakteristikleri bazen birbiri ile çelişebilmektedir. Örneğin; bu çalışmada küçük bir ilçenin yük talebi tahmin edilmiş ve yük talebine etkiyen faktörler araştırılmıştır. Araştırma sonucunda Türkiye'nin ileriye yönelik yük tahmini çalışmalarında düşünülen bazı senaryoların bu çalışmada incelenen ilçe ve benzeri bölgelerde geçerli olmayacağı tespit edilmiştir. Örneğin; Türkiye genelindeki elektrik tüketimi düşünüldüğünde sıcaklığın artması ile tüketimin artacağı düşünülebilir. Zira sıcaklık artışı ile turizmde hareketlenmeler de başlayacağı için soğutma amacı ile klima vb. yüksek elektrik tüketen cihazların kullanılması da artacaktır. Ancak ele alınan ilçede sanayinin gelişmemesi, yaz dönemi insanların tarla işleri için göç etmeleri ve ilçede bulunmamaları, ayrıca turistik hiçbir faaliyetin bulunmaması nedeni ile böyle bir durum söz konusu olmamaktadır.

Yukarıda bahsedilenlerin ışığı altında sadece ham verilere bakarak yük tahmini yapmak yerine, Türkiye'yi bölgelere ayırarak bölgede yaşayan halkın da enerji tüketim alışkanlıkları dikkate alınması ve bu doğrultuda her bölge için farklı modeller geliştirilerek bölgelerdeki sonuçları birbiri ile ilişkilendiren yenilikçi, yük tahmin modelleri kısa, orta ve uzun vadede daha doğru tahmin sonuçları verecektir.

Yapılan bu çalışmada çeşitli yük tahminleri incelenmiş olup bu yük tahminleri arasından yapay sinir ağları ve regresyon yöntemi seçilerek Güney ilçesinin kısa dönemli yük tahminleri yapılmıştır. Ayrıca bu yöntemlerle beraber hibrit sistem uygulanmış olup hata en aza indirilmeye çalışılmıştır. Elde edilen veri sonuçları kıyaslanmış hangi yöntemle daha iyi sonuçlar elde edildiğine bakılmıştır.

Öncelikle çalışma yapılan santral hakkında aşağıda kısa bir bilgi verilmiş ve sonrasında ise Bölüm 2’de yapılan bu çalışma ile ilgili literatürler verilmiştir.

1.1. Adıgüzel Hidroelektrik Santrali

Denizli’nin ilçesi olan Güney’in 16km doğusunda Büyük Menderes nehri üzerinde yer alan Adıgüzel HES, sulama, enerji ve taşkın kontrolü amacı ile 1976-1989 yılları arasında inşa edilmiş, 1990 yılında hizmete girmiştir. Santralin malzeme temini ve montajı Çin Halk Cumhuriyeti firmaları tarafından yapılmıştır.

Büyük menderes üzerine kurulmuş olan bu santral Denizli ve Aydın için sulama alanında büyük öneme sahiptir. Baraj gölalanı Uşak ve Denizli sınırları içerisinde yer almaktadır.



Resim 1.1. Adıgüzel Baraj Gölü

Santralin amacı sulama, taşkın kontrolü ve enerji üretmektir. Yağış alanı 9006 km², yıllık ortalama yağış 630 mm, yıllık ortalama akım 820 hm³, ortalama debi 26m³/sn, sulama için düzenlenen yıllık su 574 hm³, sulama regülasyon oranı %70, maksimum su seviyesi 457,72 m, maksimum işletme seviyesi 453,50 m, minimum işletme seviyesi 403,25 m, maksimum depolama hacmi 1094 hm³, maksimum aktif hacim 811 hm³, minimum aktif hacim 581 hm³, taşkın kontrol hacmi 230 hm³, minimum işletme seviyesindeki hacim 283 hm³, rezervuar alanı 25,9 km², rezervuar uzunluğu 27 km'dir.



Resim 1.2. Adıgüzel Santral Binası ve Şalt Sahası

Santralde 2 adet ünite bulunmaktadır. Her bir ünite gücü 31 MW'dır ve toplam kurulu gücü 62 MW 'dır. Santralde düşey eksenli Francis türbin kullanılmıştır. Her bir ünitenin devir sayısı 300 d/d'dır. Yıllık enerji üretimi 280 GW/h'dir. Şalt sahası kapalı 34,5 kV, açık 154 kV,100 m uzunluğunda ve 50 m genişliğindedir. 154kV'luk iki hat ile biri Denizli diğeri Çivril şalt sahası olmak üzere enterkonnekte sisteme bağlanmaktadır. 34,5 kV'lık kapalı şalttan ise yerel yerleşim yerleri beslenmektedir.



Resim 1.3. Adıgüzel HES Senkron Generatörler

Şekil 1.1 'de Adıgüzel hidroelektrik santralının tek hat şeması görülmektedir. Güney fideri bu trafo merkezine bağlıdır. Tek hat şemasına bakıldığında Adıgüzel HES şalt sahasında 6 adet 154kV kesici, 17 adet 154kV ayırıcı, 3 adet güç trafosu ve 2 adet senkron generatör bulunurken, kapalı şalt tesisinde ise 11 adet 31,5kV ayırıcı, 5 adet kesici bulunmaktadır.

1.2. Güney İlçesi

Güney ilçesi doğusunda Çal, batısında Buldan, kuzeyinde de Uşak-Eşme ve ilçe merkezinin köyleri ile çevrilidir.

Rakımı 830, yüz ölçümü 534 km²'dir. Güney ilçesinin tam ortasından Menderes akarsuyu geçmektedir. Dağlık ve platodan oluşan bölge bazı yerleri ormanlarla kaplıdır.

Denizli merkeze 70 km olan ilçe ulaşımı engebeli yolları nedeni ve kış aylarında sis olaylarından dolayı zor olmaktadır. İlçenin 5 km güneyinde Güney Şelalesi bulunmaktadır. İlçenin tek sosyal alanı burada bulunmaktadır.

Sanayisi gelişmemiş olan bu bölgede turizm ile ilgili pek çalışma olmadığından iş imkânı sadece tarım üzerinden olmaktadır. Ayrıca bölge gençleri tarım işleri zorluğundan dolayı çalışmak için farklı yerlere gitmektedir. Bölge nüfusunun büyük çoğunluğunu yaşlı nüfusu oluşturmaktadır. 2011 yılı nüfus sayımına göre merkez nüfusu 5722'dir.



Resim 1.4. Güney İlçesi

2.LİTERATÜR ÇALIŞMASI

Bölüm-1’de bahsedilenlerin ışığı altında birçok yük tahmini yöntemleri kullanarak günümüze kadar çeşitli çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Halen farklı yöntem ve teknikler kullanılarak yük tahmininde bulunmaktadır.

2.1.Geçmişten Günümüze Yük Tahmini Çalışmaları

Dillon vd. (1991), geri yayılım algoritması tarafından eğitilmiş üç katmanlı Adaptif Yapay Sinir ağlarını kullanarak kısa vadeli yük tahmini yapmıştır. Kısa, orta ve uzun vadeli yük tahminleri araştırılmış, çeşitli denemeler yapılmış ve kısa vadeli tahmin yapmaya karar verilmiştir. Sonrasında regresyon metodu, Box ve Jenkin’s metotları ile tahminleme yapmışlardır. Tahmin değerlerini etkileyecek hava koşulları, günün en sıcak ve en soğuk saatleri, üç saat önceki gerçek değerler incelenerek tek tek tahmin yapılmıştır. Sonuçlar Adaptif yapay sinir ağlarında çok iyi çıkmıştır.

Lee and Park (1992), yapay sinir ağlarını kullanarak kısa dönem yük tahmini yapmışlardır. Çalışmalarında haftayı hafta sonu ve hafta içi olmak üzere iki kısma ayırmışlardır ve ayrı ayrı tahminde bulunmuşlardır. Tahminleri yapay sinir ağlarında birçok nöron sayısı ile denemişlerdir. Diğer tahmin yöntemleri ile de tahminler yapılmış ve çıkan sonuçların hataları karşılaştırıp en uygun yöntemin yapay sinir ağları olduğuna karar vermişlerdir.

Srinivasan vd. (1994), yapay sinir ağları ile kısa dönem yük tahmininde bulunmuşlardır. Öncelikle yapay sinir ağlarını kullanmışlar ve hataları tespit etmişlerdir. Daha sonra da regresyon gibi diğer tahmin yolları ile tahmin yapmışlar ve hataları tespit etmişlerdir. Bu hata sonuçlarını birbiri ile kıyaslamışlar ve sonuçta yapay sinir ağlarının daha üstün olduğuna karar vermişlerdir.

Kiartzis vd. (1994), Yunanistan’ın bir yıllık yük verilerini kullanarak kısa dönem yük tahmini yapmışlardır. Bir saat sonra ve bir gün sonra ki yük profilini yapay sinir ağlarını kullanarak tahmin etmişlerdir. Sonuçta tahminin hatasını %2,66 olarak bulmuşlardır.

Islam vd. (1995), yapay sinir ağı ile kısa dönem yük tahmini yapmışlardır. Gelecek 24 ayın yük ve enerji tahminini yapmışlardır. Tahmin yaparken hava koşullarının etkisi de dikkate alınmıştır. 1986-1990 yılları arası gerçek veriler kullanılarak 1991-1992 yılları arası tahminler yapılmıştır. Ay ay yapılan tahminleme de sıcaklığın etkisi incelenmiştir. Sonuç olarak yapılan bu çalışmada diğer tahmin yöntemlerine göre yapay sinir ağı daha düşük hatalar vermiştir.

Sharaf and Lie (1995), yapay sinir ağı ile kısa dönem yük tahmininde bulunmuşlardır. Saatlik yük tahmini yaparken mevsimsel değişiklikleri de dikkate almışlardır. Hatalar genel olarak %5 değerinde çıkmıştır.

Eşiyok vd. (1995), İstanbul'un farklı trafo merkezlerinde güç sarfiyatına ilişkin değerler alınmış ve yapay sinir ağı kullanılarak kısa dönem yük tahmininde bulunmuşlardır. YSA'nın doğrusal olmayan karakteristikleri iyi yansıtma özelliğinden dolayı, geçmişe ait verileri eğitim algoritması kullanarak test etmişlerdir. Sonuç olarak %1 ile %5 arasında hatalar bulunmuştur.

Chow and Leung (1996), Hong Kong için geçmiş verilere dayanarak kısa dönem yük tahmini yapmışlardır. Yöntem olarak yapay sinir ağı ve zaman serilerini kullanmışlardır. Bir saat önceki gerçek verileri kullanarak hava koşullarını da dikkate alarak bir saat sonrasını tahmin etmişleridir. Sonuç olarak yapay sinir ağı hatada %0.9 bir azalma görülmüştür.

Barkirtzis vd. (1996), Yunanistan'ın enerji sistemi için kısa dönem yük tahminini yapmışlardır. Kullanılan yöntem yapay sinir ağı olmuştur. Bir ile yedi gün arasındaki geçmiş veriler kullanılarak günlük yük tahmini yapılmıştır. Hatalar günlük, aylık ve yıllık olarak tespit edilmiştir. Tatil günleri ve çalışma günleri birbirinden ayrılıp hatalar bulunmuştur. Yapılan birçok denemede yapay sinir ağı başarılı sonuçlar vermiştir.

Lamedica vd. (1996), Kohonen için geri yayılım algoritmali, çok katmanlı algılayıcı kullanılarak yapay sinir ağı ile kısa vadeli yük tahmini yapılmıştır. Tatil günleri ve

uzun hafta sonları meydana gelebilecek büyük deęişikliklerde dikkate alınarak tahmin yapmışlardır. Sonuç olarak yapay sinir aęlarının düşük hatalar verdiği görülmüştür.

Erkmen ve Özdoğan (1997), yapay sinir aęlarını kullanarak kısa dönem yük tahmini yapmışlardır. Yapay sinir aęlarının modülü olan Modifiye Kohonen algoritması ve Genetik algoritmalar kullanılmıştır. Bu veriler geri yayılım algoritmasında eğitilmiştir. Eğitim sonuçlarında hata %1 bulunmuştur.

AlFuhaid vd. (1997), Kuveyt elektrik sisteminin kısa vadeli yük tahminini yapmışlardır. Tarihsel yük deęerleri ve hava durumu dikkate alınarak 24 saat boyunca yük tahmini yapmışlardır. Giriş verileri olarak pik, minimum ve günlük enerji tahmini içermektedir. Mutlak ortalama hatalar geleneksel yapay sinir aęları ile karşılaştırıldığında geliştirilmiş YSA uygulanarak %3,367 'den %2,707 deęerine kadar azaltılmıştır. Simülasyon sonuçları geliştirilen tahmin yaklaşımının etkin ve ekonomik olduğunu göstermiştir.

Drezga and Rahman (1998), yapay sinir aęları ile kısa dönem yük tahmini yapmışlardır. Test için ABD'nin gerçek yük verilerini kullanmışlardır. Yöntemin doğruluğunu sağlamlaştırmak için sıcaklık verileri de sisteme eklenmişlerdir ve gelecek 24 saat için tahmin yapmışlardır. Sonuç olarak YSA hatası az, gerçeęe yakın tahmin yapmıştır.

Shi and Liu (1999), yapay sinir aęları ve dięer yöntemlerle yük tahmini yapmışlardır. Her tahminin hata sonuçlarını elde edip bir tablo oluşturmuşlardır. Bu tablo incelendiğinde yapay sinir aęlarında hata %1-2 çıkarken dięer yöntemlerde hatalar %4-6 arasında çıkmıştır. Sonuç olarak gerçek deęerlere daha yakın tahminlerde bulunduğu ve hatası en düşük olduğu için yapay sinir aęlarının iyi bir tahmin yöntemi olduğuna karar vermişlerdir.

Szkuta vd. (1999), yapay sinir aęlarını kullanarak kısa dönemli elektrik ücret tahmini yapmışlardır. Bir yıl önceki gerçek deęerleri kullanarak bir yıl sonraki elektrik ücretini tahmin ettirmişlerdir. Sonuçta YSA hataları çok az çıkmıştır.

Hengirmen ve Kabak (1999), yaptıkları çalışmada Gaziantep bölgesinin son beş yıllık tüketimini dikkate alarak gelecek yılların tahminini yapmışlardır. Zaman serisi metodunu kullanarak aylık tahminler bulunmuştur. Sonuç olarak 1999 yılında Gaziantep ve yöresinin elektrik ihtiyacı 250 bin kWh arttığı tespit edilmiştir.

Darbellay and Slama (2000), yaptıkları çalışmada kısa dönem yük tahminin yapay sinir ağları ile nasıl olacağını araştırmışlardır. Doğrusal ve doğrusal olmayan yöntemlerle yük tahminleri yapmış ve bunları kıyaslamışlardır. Yapay sinir ağlarının daha uygun bir tahmin yöntemi olduğu sonucuna varmışlardır.

Charytoniuk and Chen (2000), yaptıkları çalışmada çok kısa dönemli yük tahmininde yapay sinir ağları metodu kullanmışlardır. Saatlik yük tahmini yapılan bu çalışmada başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Hippert vd. (2001), yapay sinir ağlarının kısa dönem yük tahmininde ne kadar etkili olduğu konusunda araştırmalar yapmışlardır. Birçok makale ve çalışmaları inceleyip yapay sinir ağlarının yük tahminleme konusunda iyi olduğunu öğrenmişler, fakat bunun tersini düşünenlerinde var olduğunu tespit etmişlerdir. Bu çalışmayı da yapay sinir ağlarının iyi bir tahminleme mi yoksa kötü bir tahminleme mi olduğunu araştırmak için yapmışlardır. YSA ile nöron sayılarını değiştirerek birçok kez tahmin yapmışlar ve diğer tahmin yöntemleri ile karşılaştırmışlardır. Sonuç olarak YSA'nın iyi bir yöntem olduğuna karar vermişlerdir.

Kermanshahi and Iwamiya (2001), Japonya'nın geçmiş verilerini kullanarak 2002-2020 yılları arasındaki uzun dönem yük tahminlerini yapmışlardır. Yöntem olarak yapay sinir ağlarını kullanmışlardır. Araştırmalarında üretimi etkileyen faktörler arasında ekonomik faktörleri ve hava koşullarını kıyaslamışlardır. Ekonomik faktörlerin üretimi hava koşullarından daha çok etkilediğini görmüşlerdir. Ekonomik faktörler arasında petrol fiyatlarını, nüfusu, ülkedeki ev sayısını, endüstriyel üretimi, ülkenin büyüklüğünü ele almışlardır.

Gavrilas vd. (2001), yapay sinir ađları kullanarak Romanya'nın orta dönem yük tahminini yapmışlardır. 1998-2000 yılları arasındaki veriler kullanarak saatlik yük tahmininde bulunmaktadır. Birkaç yöntemle yapay sinir ađlarında bulunan sonuçlar kıyaslanmıştır. Yapay sinir ađlarının hatayı en az verdiği tespit edilmiştir.

Huang vd. (2001), regresyon yöntemini, zaman serileri yöntemini ve yapay sinir ađlarını kullanarak kısa dönemli yük tahmini yapmışlardır. Her yöntemden elde ettikleri sonucu ayrı ayrı kıyaslamışlardır. Sonuçta yapay sinir ađlarından elde ettikleri değerler gerçeğe yakın tahmin değerlerini vermiştir.

Kalogirou (2001), yapay sinir ađları yöntemi ile yük tahminini yenilenebilir enerji kaynakları için uygulamıştır. Sonuçta verimli bir tahmin yöntemi olduğuna karar vermiştir.

Chen vd. (2001), yapay sinir ađlarını kullanarak Ontario bölgesinin elektrik yük tahminini yapmışlar ve buna dayanarak tüketilen elektriğe karşılık bir yıl sonra ne kadar ücret tutacağını bulmuşlardır. Farklı giriş ve çıkışlarla oluşturdukları ađı eğitmişler ve en iyi sonucu 100 giriş, 48 gizli katmanlı ve 24 çıkışlı yapay sinir ađı yapısında bulmuşlardır. Sonuçta hata %3 gibi küçük bir değer çıkmış ve yapay sinir ađlarının başarılı sonuçlar verdiğine karar vermişlerdir.

Hsu and Chen (2002), yaptıkları çalışmada Tayvan bölgesinin yük tahmininin de yapay sinir ađlarını kullanmıştır. 1981-2000 yıllarının verileri kullanılarak uzun dönem yük tahminleri regresyon ve yapay sinir ađları ile yapıp hatalar kıyaslanmıştır. Sonuç olarak yapay sinir ađlarının birçok yük tahmininden daha iyi tahminleme yaptığına karar verilmiştir.

Senjyu vd. (2002), yapay sinir ađları kullanarak tahmin yapmışlardır. 24 saat öncesinin verileri kullanılarak bir gün sonrasının değerleri tahmin edilmiştir. Tahmin değerlerine sıcaklık verileri de eklenmiştir. Sıcaklık verilerinin çok artması ve ya çok azalması tahmin hatalarını artırmıştır. Sonuç olarak günün çok değişim olmayan değerleri alınarak yapılan tahminler daha iyi sonuçlar vermiştir.

Topallı ve Erkmen (2003), Türkiye'nin toplam bir günlük elektrik tahminini yapay sinir ağları yöntemini kullanarak gerçekleştirmişlerdir. Modelin başarılı olup olmadığına göre bilmek için birçok yöntemle tahmin yapmışlar ve sonuçta yapay sinir ağlarında hatanın en az olduğunu görmüşlerdir.

Yalçınöz ve Eminoğlu (2004), Niğde bölgesi için kısa dönem ve orta dönem yük tahminlerinde bulunurken yapay sinir ağlarını kullanmışlardır. Niğde bölgesinin günlük ve aylık yük tahminleri yapılmıştır. Günün anlık değerleri, günün toplam değerleri ve aylık elektrik tüketimi ele alınmıştır ve iyi tahmin yapabilmek için kıyaslanmıştır. Yapay sinir ağlarında bu değerler çeşitli gizli katmanlarla denenmiş ve en iyi sonuç aylık yük tahmini, günlük anlık değer ve toplam değer için iki gizli katman ile alınmıştır.

Mirasgedis vd. (2004), Yunanistan'ın orta dönem yük tahminini hava koşullarını da dikkate alarak regresyon yöntemi ile yapmışlardır. Sonuç olarak hava koşulları olan nem, sıcaklık gibi faktörlerin üretimde büyük etkisi olduğunu görmüşlerdir.

Hamzaçebi ve Kutay (2004), yapay sinir ağları ile Türkiye elektrik enerjisi tüketiminin 2010 yılına kadar tahminini yapmıştır. Türkiye'nin uzun dönemli yük tahminini yaparken regresyon analizi ve Box-Jenkins modelleri ile yapay sinir ağlarında elde ettiği verileri kıyaslanmış sonuç olarak yapay sinir ağlarının iyi bir tahmin aracı olduğuna karar verilmiştir.

Aal (2004), aylık enerji taleplerini kullanarak zaman serisi analizi ve yapay sinir ağları ile yedi yıllık yük tahmini yapmıştır. Çalışma sonunda yapay sinir ağları yönteminin daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Beccali vd. (2004), 2001-2003 yılları arasındaki verileri kullanarak İtalya'nın günlük yük tahminini yapay sinir ağları ile yapmışlardır. Mevsimsel etkiler de dikkate alınarak gerçekleştirilen bu çalışmada yapay sinir ağlarının tahminleme de iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Nalbant vd. (2005), Kütahya için elektrik yük tahmini yapmışlardır. En küçük kareler yöntemi kullanılmıştır. 2000-2004 arası gerçek veriler kullanılarak tahmin yapılmıştır. Doğrusal yaklaşım, Üstel yaklaşım ve Kuadratik yaklaşım kullanılarak elde edilen sonuçlar kıyaslanmıştır. Yaklaşımlar kıyaslanırken hatalar dikkate alınmıştır. Sonuç olarak en uygun yaklaşımın doğrusal yaklaşım olduğuna karar vermişlerdir.

Akar (2005), özelleştirmede rol alan şirketlere yardım amacıyla yük tahmininde bulunmuştur. On iki bölgenin ve Türkiye'nin uzun dönem yük tahminlerini yapmıştır. Yükü etkileyen faktörler olarak nüfus, gayri safi milli hâsıla, ekonomik ve sosyal faktörleri de ele alarak çoklu regresyon ve yapay sinir ağları yöntemini kullanarak tahmin yapmıştır. Sonuçları karşılaştırarak yapay sinir ağlarının regresyondan daha başarılı olduğunu test etmiştir.

Ghiassi vd. (2005), yapay sinir ağlarını ve zaman serisi analizi yöntemlerini yük tahmini için kullanmıştır. Her iki yöntem sonuçlarını kıyaslamış yapay sinir ağlarında bulunan sonuçlar gerçek değerlere oldukça yakın çıkmıştır.

Pai and Hong (2005), Tayvan için 1981-2000 yıllarının verilerini kullanarak çeşitli yöntemlerle yük tahmini yapmışlardır. Kendini tekrar eden vektörler için yeni bir yol alan tekrarlayan destek vektörleri yöntemini kullanmışlardır. Bu yöntem mevsimsel etkileri, sosyal değişiklikleri, bölgesel iklim faktörlerini içine alan bir yöntemdir. Bu yöntemle birlikte yapay sinir ağları ve regresyon analizi yöntemleri kıyaslanmıştır. Sonuç olarak diğer yöntemlere göre daha çok gelecek vaat eden bir yöntem olduğuna karar verilmiştir.

Hippert vd. (2005), kısa yük tahminini yapay sinir ağlarını kullanarak gerçekleştirmişlerdir. Yapay sinir ağlarının ne kadar verimli olduğunu görebilmek için regresyon yöntemiyle de tahmin yapmışlardır. Elde ettikleri sonuçları kıyaslamışlar ve yapay sinir ağlarının tahmin yapmak için iyi bir yöntem olduğuna karar vermişlerdir.

Şener (2005), yaptığı çalışmada Ankara Metropol alan için regresyon yöntemini kullanarak yük tahmini yapmıştır. Öncelikle yük tahminleri araştırılıp regresyon

yöntemi seçilmiş ve gelecek yıllara ait yük tahminleri yapıp geçmiş yıllara ait verilerle kıyaslanmıştır. Bu veriler ışığında hatalar tespit edilmiştir. Sonuç olarak bu hatalar yaklaşık olarak %2-3 bulunmuş ve hataların gayri safi milli hâsıla(GSMH) ve nüfus verilerinin birlikte kullanılması ile %1.46 oranına indiği tespit edilmiştir.

Fan and Chen (2006), hibrit bir sistem oluşturarak bir gün sonraki yük tahmininde bulunmuşlardır. Tahmin yönteminde denetimsiz bir küme ve birçok alt kümeden oluşan bir veri giriş sistemi oluşturmuşlardır. Daha sonra bir sonraki günün yük profilini gerçekleştirmek amacı ile her alt eğitime veri sığdırmak için denetimli bir sistem oluşturmuşlardır. Eğitilmiş ağ ile ertesi gün saatlik elektrik yükü tahmin edilmiştir. Eğitimi onaylamak için önerilen model New York bağımsız sistem operatörü tarihsel enerji yükünün verileri üzerinde test edilmiştir. Sonuç olarak hatalar tekli ve hibrit sistem olarak kıyaslanmış ve hibrit sistemde daha az olduğu görülmüştür.

Topallı vd. (2006), Türkiye’de kısa dönem akıllı yük tahminini ele almıştır. Özel günler, tatil günleri ve mevsim durumları göz önüne alınarak günlük tahminler çeşitli tahmin yöntemleri ile yapılmış ve yapay sinir ağlarının içlerinden en iyisi olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Aslan vd. (2006), çalışmasında Kütahya’nın puant yük tahminini yapay sinir ağları ile gerçekleştirmiştir. Kütahya için 2000-2004 yılları arasındaki yük tahminlerini yapmışlardır. Bu tahminleri gerçekleştirirken sıcaklığın ve nüfusun yük üzerindeki etkileri de araştırılmıştır. Sonuç olarak ne kadar çok veri kullanıldıysa hatanın o kadar azaldığını görmüşlerdir.

Ghiassi vd. (2006), orta vadeli yük tahmini yaparken yapay sinir ağlarını kullanmışlardır. Geçmiş dönemlerin verileri Tayvan enerji şirketlerinden elde edilmiş ve aylık yük tahmini yapılırken mevsimsel değişikliklerde dikkate alınmıştır. Regresyon yöntemi ile yapay sinir ağlarında elde edilen sonuçlar kıyaslanmış ve yapay sinir ağlarında hatanın %1 gibi küçük bir değer olduğu sonucu elde edilmiştir.

Yoldaş (2006), GSMH etkisini dikkate alarak 2005-2020 yılları arası uzun dönem yük tahmininde bulunmuştur. Tahminleme de regresyon, yapay sinir ağları ve bulanık mantık gibi yöntemleri kullanmıştır. Araştırma sonrası GSMH’de alınması gereken tedbirleri ortaya koymuştur.

Çilliyüz (2006), Bursa ilinin çevresel faktörlerini dikkate alarak yapay sinir ağları ile bölgesel yük tahmininde bulunmuştur. Eğitim sonucu hata oranı yüksek bulunmuş ve çevresel faktörlerin bölgeye özel olduğu sonuç olarak çevresel faktörlerin yük tahmininde çok etkili olmadığı kararı verilmiştir.

Mandal vd. (2006), yapay sinir ağlarını kullanarak kısa dönem yük tahmininde bulunmuşlardır. Bir gün önceki yük verilerini kullanarak bir gün sonraki yükü tahmin etmişlerdir. İklim koşullarını dikkate alarak mevsimsel tahminleme de yapmışlardır. Sonuçta hatayı %2 gibi küçük bir değer bulmuşlar ve yapay sinir ağlarının tahminleme için güvenilir bir yöntem olduğuna karar vermişlerdir.

Bayır (2006), Türkiye’deki imalat sanayi ihracat değerleri için yapay sinir ağları ve çoklu doğrusal regresyon analizi ile tahmin yapmıştır. Elde ettiği sonuçlarla bu yöntemleri kıyaslamıştır. Sonuç olarak yapay sinir ağlarında modelin kurulması basit, kolay ve anlaşılır olmuştur. Hatalar yapay sinir ağlarında daha düşük çıkmıştır.

Kandil vd. (2006), kısa dönem yük tahmini yapmışlardır. Bunun için yapay sinir ağlarını kullanmışlar ve geçmiş veriler ile hava koşullarını girdi olarak almışlardır. Sonuç olarak hatayı %1,2 bulmuşlar ve yapay sinir ağlarının iyi bir tahminleme yöntemi olduğunda karar kılmışlardır.

Hayati (2007), İran’ın batısı için yapay sinir ağlarını kullanarak yük tahmini yapmıştır. Kısa dönem yük tahmin yöntemleri olan çok katmalı algılayıcı, Elman tekrarlayan sinir ağı ve radyal tabanlı fonksiyon ağı modelleri kullanılmış ve bu modellerin hataları hesaplanıp kıyaslanmıştır. Sonuç olarak RBFN yapay sinir ağı yönteminde hata minimum çıkmış ve kısa dönem yük tahminin en iyi yöntem olarak kabul edilmiştir.

Taylor and Mc Sharry (2007), on Avrupa ülkesi için birçok tahmin yöntemi kullanarak kısa dönem yük tahmini yapmışlardır. Sonuçta bu yöntemlerden elde ettikleri değerleri kıyaslamışlar ve üstel düzeltme ve periyodik AR modelleri için hayal kırıklığı olmuş, ARIMA iyi bir performans sergilemiş fakat en iyi performansı çift mevsimsel Holt-Winters üstel yumuşatma yöntemi göstermiştir.

Ghiassi and Nangoy (2008), Afrika'daki testere üretimi ile Avrupa'daki ahşap yakıtı arasındaki ilişkiyi yapay sinir ağlarını ve Matlab 2007'yi kullanarak tahmin etmiştir. 1961-1997 arasındaki üretim verileri ile her iki yöntemle de tahmin yapmışlar ve sonuç olarak yapay sinir ağlarının iyi olduğuna karar vermişlerdir.

Amjady and Keynia (2008), İran'ın orta dönem yük tahminini yapmışlardır. Yapay sinir ağlarını kullanarak yaptıkları bu çalışmada geçmiş verileri kullanmışlardır. Çalışmanın sonunda yapay sinir ağlarının iyi bir tahmin yöntemi olduğuna karar vermişlerdir.

Tolon ve Tosunoğlu (2008), yaptıkları tahmin çalışmalarında yapay sinir ağlarını ve regresyon yöntemini kullanmışlardır. İki yöntemle de elde ettikleri sonuçları karşılaştırmışlar ve yapay sinir ağlarının tahmin de en az hataya sahip olduğuna karar vermişlerdir.

Türker (2008), Türkiye'nin uzun dönem yük tahminini yapmıştır. Çalışmasında ekonometrik yöntemleri ve yapay sinir ağlarını kullanmıştır. 2020 yılına kadar elektrik talebi ve buna bağlı olarak termik santrallerden kaynaklanan CO_2 emisyon miktarı tahmin edilmiştir. Çalışma kapsamında modellerin oluşturulabilmesi için sıcaklık verileri, elektrik yük verileri, elektrik tüketim verileri, ekonomik veriler, takvim verileri ve elektrik tarife bilgileri kullanılmıştır. Her yöntem için iyimser, vasat ve kötümser sonuçlar elde edilmiştir. YSA'da elde edilen veriler daha iyi sonuçlar vermiştir.

Ekonomou (2009), yapay sinir ağlarını kullanarak Yunanistan'ın uzun dönem yük tahminini yapmıştır. Çalışmasında 2005-2008 yılları arasındaki verilerini kullanarak 2010-2015 yılları arasındaki yük tahminini gerçekleştirmiştir. Sonuç olarak yapay sinir ağları ile gerçekleştirilen yük tahmininin iyi bir çalışma olduğu görülmüştür.

Ghanbari vd. (2009), İnan için yük tahmini yaparken yapay sinir ađları ve regresyon analizi yöntemlerini kullanmışlardır. Her iki yöntemde hatalar bulunmuş ve bu hatalar kıyaslanmıştır. Hata oranı yapay sinir ađlarında daha düşük olduđu için bu tahminin diđer yönteme göre daha iyi olduđuna karar verilmiştir.

Hahn vd. (2009), elektrik yük tahmini için çeşitli yöntemler kullanmışlardır. Bu yöntemleri kısa, orta ve uzun dönem olarak ayrı ayrı deđerlendirmişlerdir. Yük tahmini için zaman serileri, regresyon ve yapay sinir ađlarını kullanmışlardır. Sonuç olarak bunların hatalarını kıyaslamışlardır. Elektrik yük tahmini için yapay sinir ađlarını uygun bir yöntem olduđuna karar vermişlerdir.

Türkiye'nin uzun dönem yük tahminini yapan Yamaçlı (2010), çeşitli yük tahmini yöntemleri arasından zaman serisi analizi, çoklu doğrusal regresyon ve yapay sinir ađlarını seçmiştir. Çalışmasında geçmişe dönük veriler yöntemlerin hepsiyle ayrı ayrı tahmin edilip hatalar elde edilmiştir. Sonuç olarak ise yapay sinir ađları yönteminin hatayı en az bulduđu tespit edilmiştir.

Khashei and Bijari (2010), zaman serisi analizi ve yapay sinir ađlarını kullanarak yük tahmini yapmışlardır. Her bir yöntemin hata sonuçlarını elde etmişler ve bir biri ile kıyaslamışlardır. Tahmin sonuçlarında yapay sinir ađlarında hata daha az çıkmıştır. Bunu dikkate alarak yapay sinir ađlarının doğruluđu yüksek bir tahmin yöntemi olduđuna karar vermişlerdir.

Xia vd. (2010), Yapay sinir ađlarında radyal tabanlı fonksiyonu kullanarak kısa, orta ve uzun dönemli yük tahmininde bulunmuşlardır. Yük tahminine etki eden faktörler olarak hava koşulları ele alınmıştır. Bunlar nem, sıcaklık, atmosfer basıncı ve rüzgâr hızıdır. Sonuç olarak yapılan bu çalışmada radyal tabanlı yapay sinir ađları ile yüksek doğruluđa ve kararlılıđa ulaşılmıştır.

Chang vd. (2010), Tayvan'ın orta dönem yük tahminini bulanık sinir ađları ile gerçekleştirmiş ve bu yöntemin güvenilir sonuçlar verdiđi kararına varmışlardır.

Diferansiyel evrim algoritması destekli yapay sinir ağı ile orta dönem yük tahmini yapan Eke (2011), Türkiye'nin orta dönem yük tahminini nüfus artışını, kişi başına düşen milli geliri ve petrol fiyatlarını dikkate alarak hem yapay sinir ağı ile hem de diferansiyel evrim algoritmaları ile gerçekleştirmiştir. Sonuç olarak Türkiye'nin orta dönem yük tahmininde DE-YSA daha başarılı olmuştur.

Başaran vd. (2011), elektrik enerji tahmin sistemi için yeni bir model geliştirmişlerdir. Sunulan metotla uzun dönem yük tahmini yapılmıştır. Bu konu ile yapılan diğer modellerle karşılaştırıldığında bu çalışma geliştirilen modelin daha doğru sonuçlar verdiği anlaşılmıştır. Elde edilen veriler Türkiye elektrik kurumundan temin edilmiş 26 yıllık gerçek verilerdir. Metot iç içe üç alt bölüme ayrılmıştır. Birinci bölüm yıllık ortalama yüklerin modellenmesini içerir. İkinci bölüm ise yıl içerisindeki haftalık yük değişimlerinin artık kısımlarını modelleyerek ilk bölümdeki yapıyı iyileştirir. Son bölüm haftalık yapıdaki değişimleri modelleyerek iki boyutlu yeni bir matematiksel gösterimle saatlik çözünürlükte modelleme yapmaktadır. Bu metodun en önemli avantajı tek bir çatı altında kısa, orta ve uzun dönem yük tahmini yapmasıdır.

Fan and Hyndman (2012), Avustralya Ulusal Elektrik Piyasası güç sistemleri için yapay sinir ağı tabanlı yük tahmini yapmışlardır. Güç sistemleri gerçek verileri kullanarak yedi gün önceki veriler kullanılarak kısa dönem yük tahmini yapılmıştır. Üç katmanlı ileri beslemeli ağı kullanılmıştır. Tahmin yapılırken mevsimlik değişiklikler, yılın en sıcak ve en soğuk günleri dikkate alınmıştır. Sonuç olarak üç katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı yapısının az hatalar verdiği karar verilmiştir.

Wang vd. (2012), Çin'in başkenti Pekin için yük tahmini yapmışlardır. Geçmiş yılların verileri kullanılarak yapılan bu tahminde yapay sinir ağı ve regresyon yöntemleri kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar kıyaslanmış ve regresyon yönteminin daha kararlı sonuçlar verdiği görülmüştür.

Wu vd. (2013), kısa dönem yük tahmini yapmışlardır. Bu çalışmada bir hafta önceki yük verileri kullanılarak bir sonraki haftanın tahminini regresyon yöntemi ile

gerçekleştirmişlerdir. Verilerde mevsimsel değişiklikler de dikkate alınmıştır. Sonuçta bu yöntemin iyi sonuçlar verdiği karar verilmiştir.

Moturi and Kioko (2013), Kenya için kısa dönem yük tahmininde bulunmuşlardır. Bir gün önceki gerçek değerleri kullanarak bir gün sonraki değeri tahmin etmişleridir. Bu tahmin için yapay sinir ağlarını kullanmışlar ve farklı iterasyonlar için hata değerlerini bulmuşlardır. Örneğin;10 iterasyonda %22,204 çıkıyorken, 150 iterasyonda %4,013 değerine düşmektedir. Sonuç olarak yapay sinir ağları ile yapılan tahmin sonuçlarında ideal iterasyonda hata minimuma düşmekte ve gerçek değere yakın değerler bulunmaktadır.

Yapılan bu çalışmada yük tahmin yöntemleri araştırılmıştır. Genel olarak literatürlere bakıldığında küçük bölgesel santraller yerine büyük ölçekte enerji üretim sistemleri için yük tahminleri yapıldığı anlaşılmaktadır. Literatürlere bakıldığında yük tahminleri için yapay sinir ağlarından regresyon analizine, genetik algoritmalar gibi sezgisel yaklaşımlardan bulanık sinir ağları gibi yöntemler kullanıldığı anlaşılmaktadır. Ayrıca literatürde hibrit sistemle ilgili sadece birkaç çalışma gözlenmiştir.

Bir bölgede yük tahmini yapmadan önce o bölge ile ilgili çeşitli araştırmalar yapılmalıdır. Çalışma yapılan bölgedeki yük tahminine etki eden faktörler çok az çalışmada incelenmiştir. Ayrıca literatürlere bakıldığında mevsimsel etkilerin incelendiği birkaç çalışma vardır.

Bu tez çalışmasında yük tahminine etki eden çevresel faktörlerin araştırılabilmesi için küçük bir bölge seçilmiştir. Nüfusun yaz ve kış aylarındaki değişiklikleri, özel günlerin tüketime etkileri incelenmiş olup sıcaklığın bölge üzerindeki etkisi çok rahat bir şekilde araştırılmıştır. Ayrıca küçük bir bölge oluşundan dolayı halkın çeşitlilik göstermeyen örf adetleri, sosyal etkinlikleri de araştırılıp yük üzerindeki etkileri incelenmiştir. Farklı birçok çalışma incelendiğinde ise aralarında hibrit sistemli tahmin yapan çok az çalışma bulunmuş ve bu çalışmada daha iyi sonuçlar elde edebilmek için hibrit sistem de kullanılmıştır. Bu çalışmayı diğer çalışmalardan farklı kılan bir diğer özelliği de bu olmuştur.

Böylelikle literatürlerde gerçekleştirilmiş çalışmalardan farklı olarak mikro ölçekli bir bölge için yük tahmini regresyon, yapay sinir ağları ve bu yöntemlerin hibrit uygulaması yapılmış ve yük tahminine etki eden faktörler araştırılmıştır.

Bu çalışmada yük tahmin yöntemleri incelenmiş olup Bölüm-3'de detaylı bir şekilde açıklanmıştır. Bu yöntemlerden YSA ve regresyon analizi seçilmiş ve çeşitli tahminler yapılmıştır. Yapılan bu çalışmalar Bölüm-4'de verilmiştir.

3. MATERYAL ve METOT

Bu tez çalışmasında yük tahmin yöntemlerinden YSA ve regresyon metodu kullanılmıştır. Gerekli bilgiler Denizli Adıgüzel Hidroelektrik Santrali İşletme müdürlüğünden ve Denizli Meteoroloji müdürlüğünden temin edilmiştir.

3.1. Yük Tahmin Yöntemleri

Yük tahmini, geçmiş ve şu an ki veriler kullanılarak gelecek hakkında kestirimlerde bulunmaktır. Enerji sistemi için geçmişten günümüze kadar birçok yük tahmini yöntemleri kullanılmıştır. Tahminlerin verimli olabilmesi için de uygun tahmin yönteminin seçilmesi önemlidir. Bu yöntemlerden bazıları şunlardır;

1. İstatiksel yöntemler
2. Yapay zekâ yöntemleri

3.1.1. İstatiksel Yöntemler

İstatiksel yöntemleri şu şekilde sıralayabiliriz;

- a. Zaman Serisi Analizi
- b. Son Kullanım Yöntemi
- c. Ortalama Yük Artışı Yüzdeleri Yöntemi
- d. Ekonometrik Yöntemler
- e. Gayri Safi Milli Hasılaya Dayalı Yöntemler
- f. Yüzeysel Yük Tahmini
- g. Regresyon Analizi

Zaman Serisi Analizi

Geçmişe dayalı verileri kullanarak gelecek verileri tahmin etme tekniklerinden biridir. Büyümeyi göstermek için geçmiş veriler alınarak en uygun fonksiyon elde edilmeye çalışılır. Analizlerde eşit zaman aralıkları alınır ve dalgalanmalar sadece tesadüfi olarak kabul edilir. Bu dalgalanmalarda zaman serileri eğilim bileşeni olarak adlandırılır ve

genel eğilim bileşeni, mevsim bileşeni, çevrimsel bileşen ve düzensiz bileşen olmak üzere dört bileşenden oluşur.

Genel eğilim bileşeni, uzun dönem içerisindeki zaman serisinin artış ve azalışlarındaki kararlılığı gösterir. Zaman serisi artış durumunda da kararlıdır, azalış durumunda da kararlıdır.

Mevsim bileşeni, yıl içerisinde mevsim değişiklikleri ile zaman serilerinde meydana gelen az ya da çok iniş ve çıkışları ifade eder. Yıl içerisinde zaman serilerinde mevsimlik dalgalanmalar meydana gelebilir.

Çevrimsel bileşen, mevsimsel olmayan dönemsel değişimleri içerir.

Düzensiz bileşen, önceden tespit edilemeyen ve belirli faktörlerin dışında kalan değişimlerdir. Bunlar doğal afetler, grev gibi nedenler olabilir. Bu değişimleri hesaplamak mümkün değildir.

Son Kullanım Yöntemi

Fazla veri bilgisi kullanılarak yapılan orta ve uzun dönem yük tahmini metodudur. Bu yöntemle tüketicilerin ihtiyacı olan enerji çok detaylı bir şekilde hesaplanabilmektedir. Tahmin yapılacak bölgedeki tüketicilerin tek tek tüm yük talep özellikleri çıkarılmalıdır.

Bu yöntem ile üretim için kapsamlı bir şekilde enerji tüketimi, müşteri kullanımı, müşterinin yaşları, yaşadıkları alanın büyüklüğü ve kaç bireyin yaşadığı, kullandıkları cihazlar ve özellikleri gibi detaylar araştırılmalıdır. Bu bilgiler ışığında tüketim miktarı toplanarak hesaplanır ve tahminleme yapılır.

Böyle bir çalışmada sadece bir mesken için, o meskenin büyüklüğü, meskende yaşayan insanların sayısı, kullandıkları cihazlar ve özellikleri gibi birçok araştırma yapılarak tahminleme gerçekleştirilebilir. Fakat bunu ülke geneli için yapmak mümkün olmayacaktır. Bu sebeplerden dolayı son kullanım yöntemi çok kullanışlı olmamakla birlikte böyle çalışmalar literatürde fazla bulunmamaktadır.

Ortalama Yk Artıřı Yzdeleri Yntemi

Bu yntem gemiř yıllarda tketilen enerji miktarı ile bu enerjinin yıllık artıř oranlarının ortalamalarını alarak geleceęe dnk tahminleme yapmaktadır. Gemiř yıllardaki artıřın gelecekte de aynı olacaęı dřnlmektedir. Bu yzden yapılan tahminleme ile gerek deęerler arasındaki hata oranı yksek olacaktır. Yntem ok kullanıřlı olamadıęından enerji tahminlemesinde ok kullanılmamaktadır.

Ekonometrik Yntemler

Ekonometrik yaklařımlarda birok deęiřken arasında baęlantı kurulur ve bu baęlantıdan matematiksel bir fonksiyon ıkarılır. Baęımlı deęiřken olan tketim ve onu etkileyen eřitli faktrler arařtırılıp arasındaki iliřki hesaplanır. Enerji talebi sadece tketici kullanımından etkilenmemektedir. evresel faktrler, teknolojik geliřmeler, ekonomik ve sosyal deęiřimler talebi etkileyen faktrler arasındadır. Bahsedilen faktrlerle enerji gereksinimi arasındaki iliřkiyi tek bařına ekonometrik yntemlerle bulmak kolay olmamaktadır. Bu yzden ok tercih edilmeyen bir yntemdir.

Gayri Safi Milli Hasılaya Dayılı Yapılan Tahmin

Belli bir dneme ait GSMH'nin ortalama byme hızı ve elektrik tketiminin ortalama byme hızı bulunur. Bu iki byme hızı arasındaki iliřki tespit edilir ve yk tahmini yapılır. Bu yntemle dar kapsamlı tahmin yapmak zordur. (illiyz, 2010)

Yzeyssel Yk Tahmini

Bu yntemde nemli olan, yk tahmini ve byme karakteristięidir. Bu yntem ile yk tahmini yapılacak blgenin tketici zellikleri byk neme sahiptir. Tketici zellikleri sınıflandırılarak yk tahmini yapılmaktadır. Tketici zellikleri ayrıntılı olarak tespit edilmek zorunda olunduęundan bu yntemde veri toplamak kolay olmayacaktır. Ayrıca ekonomik, teknolojik ve sosyal geliřmeler de dikkate alınmayacaęı iin bu yntemle yk tahmini yapmak iyi sonular vermeyecektir (illiyz, 2010).

Regresyon Analizi Yöntemi

Regresyon analizi, aralarında sebep-sonuç ilişkisi olan iki veya daha fazla değişken arasındaki ilişkiyi belirlemek ve bu ilişkiyi kullanarak o konu ile ilgili gelecek bilinmeyen tahminler yapabilen tahmin yöntemlerinden biridir. Dünyada birçok sebep-sonuç ilişkisine rastlamak mümkündür. Örneğin; tarım için konuşacak olunursa gübre ile verim sonucu, hayvancılık için yem miktarı ile süt miktarı sonucu, enerji sistemleri için teknoloji ile tüketim artması sonucu verilebilir (Gültekin, 2010).

Bu yöntemde iki veya daha fazla değişken arasındaki ilişkiyi açıklamak için matematiksel bir model kullanılır ve bu model regresyon modeli olarak adlandırılır (Gültekin, 2010).

Basit Regresyon Modeli

İki değişken arasındaki ilişkiyi açıklayan regresyon yöntemidir. İki değişken arasında tam bir ilişki varsa dağılımdaki bütün noktalar regresyon doğrusu üzerine düşer. Böyle bir durumda iki değişken arasındaki gerçek ilişki regresyon denklemi ile ifade edilen ilişki ile uygunluk sağlar. Ancak iki değişken arasındaki ilişki nadiren tam bir ilişkidir. Çoğu kez regresyon doğrusu bütün noktaların üzerinden geçemez ve dağılımı yaklaşık olarak temsil edebilir (Sömbüloğlu ve Akdağ, 2007).

Regresyon doğrusunun denklemi;

$$y = a + bx + \varepsilon$$

y: Bağımlı değişken

a: Doğrunun y eksenini kestiği nokta

b: Regresyon kat sayısı

x: Bağımsız değişken

ε : Tesadüfi hata

Bağımlı değişken (y), regresyon analizinde açıklanan ya da tahmin edilen değişkendir. Bu değişkenin bağımsız değişken ile ilişkili olduğu kabul edilir.

Bağımsız değişken (x), regresyon analizinde açıklayıcı değişken olup, bağımlı değişkenin değerini tahmin etmek için kullanılır.

Doğrunun her x_i değerine karşılık gelen nokta $f(x_i)$ 'dir. Böylece her gerçek y_i değerine doğru üzerinde bir $f(x_i)$ karşılık gelecektir. Noktalar arasından geçirilen doğrunun iki değişken arasındaki ilişkiyi en iyi şekilde temsil etmesi için a ve b katsayılarının, n nokta için gerçek ve teorik koordinatlarının aralarındaki farkların karelerinin toplamı minimum olacak şekilde seçilmesi gerekmektedir (Akar,2005).

$$Q = \sum [y(i) - f(x_i)]^2 \quad (3.1)$$

Minimum olması için;

$$Q = \sum [y(i) - (a + bx)]^2 \quad (3.2)$$

Denklemin a ve b'ye göre kısmi türevleri alınır ve sıfıra eşitlenir.

$$dQ/db = 2 \sum [y(i) - bx_i] = 0 \quad (3.3)$$

Denklemler düzeltilirse;

$$na + \sum bx_i = \sum y_i \quad (3.4)$$

$$a \sum x_i + \sum bx_i^2 = \sum x_i y_i \quad (3.5)$$

$$y'' = \sum y_i/n \text{ ve } x'' = \sum x_i/n \text{ olmak üzere (n=toplam gözlem sayısı)} \quad (3.6)$$

$$a = y'' - bx'' \quad (3.7)$$

$$b = (\sum x_i y_i - y'' \sum x_i) / (\sum x_i^2 - x'' \sum x_i) \quad (3.8)$$

ifadesi bulunur.

Regresyon denklemi üstel bir ifade içeriyorsa ve iki değişken arasındaki ilişki üstel bir fonksiyon ise;

$$y = a * b * \exp(x) \quad (3.9)$$

Olarak bulunur ve denklemin logaritması alınır;

$$\log y = \log a + x \log b \quad (3.10)$$

bulunur.

$y = \log y, a = \log a, b = \log b$ alındığında $y = a + bx$ doğru denklemi elde edilir.

Bir regresyon modeli oluştururken genelde en küçük kareler ve en büyük olabilirlik teknikleri olarak bilinen iki yaklaşımdan birisi kullanılır. Eğer hata teriminin normal dağılım göstermesi şeklinde bir varsayım varsa en büyük olabilirlik, hata teriminin dağılışı ile ilgili herhangi bir varsayım söz konusu değilse en küçük kareler tekniği kullanılarak parametreler tahmin edilir (Gültekin, 2010).

Bu tez çalışmasında en küçük kareler tekniği kullanılmıştır.

Çok Değişkenli Regresyon Analizi

Bir bağımlı ve birden fazla bağımsız değişkenin yer aldığı regresyon modellerine çok değişkenli regresyon analizi denir. Bu analizde bağımsız değişkenler aynı anda bağımlı

değişkendeki değişimi açıklamaya çalışır. Mesela, elektrik tüketimini etkileyen faktörler olarak sıcaklık, sanayi, bölgedeki turizm verilebilir (Gültekin, 2010).

Çoklu regresyon analizinden olumlu sonuç alınabilmesi için, bağımlı ve bağımsız değişkenlerin sayısal olarak ve aynı ölçüm birimiyle ölçülmesi gerekmektedir. Bağımsız değişken seçilirken de kendi aralarında yüksek korelasyona sahip bağımsız değişkenlerden sadece birisi alınmalıdır (Gültekin, 2010).

Çoklu regresyon yönteminde birden fazla tahmin değişkeni olduğundan formülü şu şekildedir:

$$y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n$$

Burada;

y=Bağımlı değişken

a= Doğrunun y eksenini kestiği nokta

b₁= İlk tahmin değişkeninin X₁ kat sayısı

b₂= İkinci tahmin değişkeninin X₂ kat sayısı

b_n= n.tahmin değişkeninin X_n. Kat sayısı

x₁= İlk bağımsız değişken

x₂= İkinci bağımsız değişken

x_n= n. Bağımsız değişken

3.1.2.Yapay Zekâ Yöntemleri

İnsan beyni dünyanın en karmaşık cihazı olarak kabul edilir. İnsan beyni sayısal bir işlemi birkaç dakikada yapıyorken; idrak etmeye yönelik olayları çok daha kısa sürede yapabilmektedir (Elmas, 2011). Örneğin; bir elektrik teknisyeni yüksek gerilim direğindeki akımı ve ya gerilimi o anda hesap edemezken, alabileceği tedbirleri idrak etme ve iş tecrübesi sayesinde çok kısa bir sürede hesaplayabilir.

Bilgisayarlar çok karmaşık sayısal işlemleri anında çözebilmelerine karşın, idrak etme ve deneyimlerle kazanılmış bilgileri kullanabilme noktasında çok yetersizlerdir. Bu

olayda insanı ya da insan beynini üstün kılan temel özellik sinirsel algılayıcılar vasıtası ile kazanılmış ve görelî olarak sınıflandırılmış bilgileri kullanabilmesidir (Elmas,2011).

Yapay zekâ birçok avantajı sayesinde günümüzde çok geniş kullanım alanına sahip olmaktadır. Her geçen gün ilerleyen teknoloji sayesinde geliştirilen yapay zekâ alt dallara da ayrılmaya başlamıştır. Yapay zekâ alt dalları şunlardır;

- a. Bulanık Mantık
- b. Genetik Algoritma
- c. Yapay Sinir Ağları

Bulanık Mantık

Karmaşıklıktan meydana gelen, kesin olmayan işlemlere “bulanıklık” denir. Bulanık mantık insana ait özellikleri çeşitli cihazlara yaptırabilme yeteneğidir. İnsan hayatında birçok şey belirsizlikten oluşur bulanık mantık bundan yola çıkarak boolean cebirindeki kesinlik ifade eden 0 ve 1 değişkenlerinin mantıksal düşüncüyü yeteri kadar açıklayamadığı belirtmektedir. Bu gibi kesin ifadelerden ziyade sıcak, çok sıcak, soğuk, az soğuk ifadelerini dikkate almaktadır. Örneğin; bir klima sisteminde 24 derece soğuk, 25 derece sıcak ifadesi kullanıldığında 0 ve 1 mantığı ortaya çıkmaktadır. Fakat bulanık mantıkta 24 ile 25 arasındaki değerlerde alınarak yorum yapılabilmektedir. Yani az sıcak, çok sıcak gibi.

Bulanık mantık ısı, elektrik akımı, sıvı gaz akımı denetimi ve fiziksel süreç denetimlerinde kullanılmaktadır (Elmas, 2011).

Bulanık mantık kümelerden oluşmaktadır. Bunlar klasik kümeler ve bulanık kümelerdir. Klasik kümeler bir grup içerisinde ya vardır ya da yoktur mantığı ile çalışmaktadır. Yani klasik kümeler kesinlik içeren kümelerdir. Örneğin; 60 kg altında olanlar normal kiloda, üstünde olanlar kilolu sınıfında dersek makine artık kesinlik

belirtildiği için klasik küme yöntemi ile çalışacak 60 kg altında olan herkes normal kilolu,60 kg üstünde olan herkes kilolu sınıfına girmiş olacaktır.

Bulanık kümeler yöntemi ise kesinlik ifade etmeyen daha esnek yapıya sahip kümelerdir. Geleneksel yapıyı ortadan kaldırıp her bir ifadeye bir derecelendirme yaparak çalışır. Yukarıdaki örnekten bakacak olursak 60.01 kg olan insanla 100 kg olan insan aynı kefeye koyulmaktadır. Yani ikisi de kilolu sınıfına girmektedir. Hâlbuki bulanık kümelerde 60 üstünde olan bütün ifadeler derecelendirilmektedir. Bulanık kümeler yöntemi ile 60.01 kg olan insan çok az kilolu sınıfında değerlendirilebilecektir.

Bulanık mantığın Zadeh tarafından açıklanan genel özellikleri şunlardır;

1. Bulanık mantıkta, kesin değerlere dayanan düşünme yerine, yaklaşık düşünme kullanılır.
2. Bulanık mantıkta her şey [0-1] aralığında belirli bir derece ile gösterilir.
3. Bulanık mantıkta bilgi büyük, küçük, çok az gibi dilsel ifadeler şeklindedir.
4. Bulanık çıkarım işlemi dilsel ifadeler arasında tanımlanan kurallar ile yapılır.
5. Her mantıksal sistem bulanık olarak ifade edilebilir.
6. Bulanık mantık matematiksel modeli çok zor elde edilen sistemler için oldukça uygundur.

Kısaca bulanık mantık, kesin bilinmeyen ya da eksik girilen bilgilere göre işlem yapabilen bir yöntemdir (Şener,2005).

Genetik Algoritma

Genetik algoritmalar, doğal seçim ilkelerine dayanan bir arama ve optimizasyon yöntemidir. Genetik algoritmalar parametre kümelerini değil kodlanmış biçimlerini kullanır. Olasılık kurallarına göre çalışan genetik algoritmalar, yalnızca amaç fonksiyonuna ihtiyaç duyar. Çözüm uzayının tamamını değil belirli bir kısmını tararlar. Böylece etkin arama yaparak çok daha kısa bir sürede çözüme ulaşırlar (Emel ve Taşkın, 2002).

Genetik algoritmalar çözüm uzayının geniş, süreksiz ve karmaşık olduğu problem tiplerinde iyi sonuçlar vermektedir. Genetik algoritmalar yaygın olarak otomatik programlama ve bilgi sistemlerinde, finansal modelleme uygulamalarında, pazarlama uygulamalarında ve üretimde kullanılmaktadır (Emel ve Taşkın,2002).

Yapay Sinir Ağları

Hızla ve durmaksızın değişen teknolojiyle birlikte insanoğlu kendini tanıma sürecine girmiş ve kendinde var olan bir takım özel yetenekleri teknoloji yardımı ile elektronik cihazlara yaptırmaya çalışmıştır. Bu düşünceyle yola çıkılarak yapay zekâ geliştirilmiş ve son zamanlarda bilgisayar kullanımı da giderek arttığından yapay zekâ çalışmaları da hızlı bir ilerleme kat etmiştir.

Sinir ağı kurucusu olan Donald Hebb çalışmalarına ilk olarak sinir hücrelerini inceleyerek başlamıştır. Sinir hücreleri arasındaki korelasyonu inceleyen Hebb sayesinde sinir ağlarının temelleri atılmış olup günümüzde insanoğluna ait düşünebilme ve öğrenebilme yeteneklerini çeşitli cihazlara yaptırabilme özelliğine kavuşturulmaya çalışılmıştır.

Günümüzde mühendislik uygulamalarında yapay sinir ağları klasik yöntemlerle çözümü çok zor olan problemler için alternatif bir çözüm yolu olmuştur. Bilgisayarlar insan beyninin en zayıf olduğu çarpma, bölme gibi matematiksel ve algoritmik hesaplama işlemlerinde hız ve doğruluk açısından yüzlerce kat iyi olmasına karşın öğrenme ve tanıma gibi insanoğluna has özelliklerde hala yeterli değildir. Bu özellikler de insan ve bilgisayar arasındaki farkları doğurmuştur. Çizelge 3.1' de insan beyni ile bilgisayar karşılaştırılmıştır.

Çizelge 3.1. Bilgisayar ile insan beyni arasındaki çalışma sisteminin karşılaştırılması

Bilgisayar	İnsan Beyni
Sayısal	Analog
Seri	Paralel
Komut kümeli	Bilgiye adapte olan
Yanlış hesaplamalar sonucu etkiler	Birimlerin ana işlemlere etkisi azdır
Giriş verilerindeki hatalar sonucu etkiler	Girişteki hatalara her zaman duyarlı değildir

3.1.2.1.Yapay Sinir Ağı Tanımı

Yapay sinir ağı; sinir hücrelerinin birbiri ile katmanlı ve paralel yapısından oluşan insan beyninin tüm işlevlerini makineye sayısal olarak yaptırabilmek için çalışılan modelleme şeklidir. Kısaca yapay sinir ağları insan beyninin modelidir denilebilir. Buradaki sayısal ifadesi ise donanım ve yazılımı ifade etmektedir. Yapay sinir ağları ilk olarak donanımla başlamışken, sonraları teknolojinin gelişmesi ile beraber yazılıma dönmüştür. Bu da günümüz cihazlarının esnekliğinin bir göstergesidir. Ayrıca yapay sinir ağları problem çözme yeteneğini paralel olan yapısından ve genelleme yeteneğinden alır.

Başka bir ifade ile yapay sinir ağları, insan beyninden esinlenerek geliştirilmiş, ağırlıklı bağlantılar aracılığıyla birbirine bağlanan ve her biri kendi belleğine sahip işlem elemanlarından oluşan paralel ve dağıtılmış bilgi işleme yapılarıdır. Kısaca biyolojik sinir ağlarını taklit eden bilgisayar programlarıdır (Elmas,2011).

Yapay sinir ağları birçok problem için oldukça geniş uygulama alanına sahip olup bu uygulama alanlarına örnek olarak finans, ekonomi, kalite kontrol, enerji kontrol sistemleri vb. verilebilir. Yapay sinir ağlarının birçok uygulama alanına sahip olması onun aşağıdaki özelliklerinden kaynaklanır.

Doğrusal Olmama: yapay sinir ağları doğrusal olmayan bir özelliğe sahiptir. Bu özelliğinden dolayı karmaşık birçok problemi kısa ve doğru çözüm yoluna ulaştırır.

Öğrenme: yapay sinir ağlarının istenilene uygun davranabilmesi için hedefe uygun olarak ayarlanması gerekir. Bu, hücreler arası doğru bağlantının yapılması ve bağlantıların uygun ağırlıklara sahip olması gerektiğini ifade eder. Yapay sinir ağlarının karmaşık yapısı nedeniyle bağlantılar ve ağırlıklar önceden ayarlı olarak verilemez ve ya tasarlanamaz. Bu nedenle yapay sinir ağları istenilen davranışı gösterecek şekilde ilgilendiği problemde aldığı eğitim örneklerini kullanarak problemi öğrenmelidir (Akar, 2005).

Genelleme: yapay sinir ağları bir problemi öğrendikten sonra eğitim sırasında karşılaşmadığı test örnekleri için de istenilen sonucu üretebilir. Mesela; daha önce tanımlanmamış bir eğitim sembolünü daha öncekilerle genelleyip onlarla aynı gösterebilir ya da sistemdeki diğer sembollerle aynı sembolmüş gibi davranabilir.

Uyarlanabilirlik: yapay sinir ağları ağırlıklarını problemdeki herhangi bir değişikliğe göre ayarlayabilir.

Hata Toleransı: yapay sinir ağları çok sayıda hücrenin çeşitli şekillerde bağlanmasından oluştuğundan paralel dağılmış bir yapıya sahiptir ve ağına sahip olduğu bilgi, ağıdaki bütün bağlantılar üzerine dağılmış durumdadır. Bu nedenle eğitilmiş bir yapay sinir ağının bazı bağlantılarının hatta bazı hücrelerinin etkisiz hale gelmesi, ağın doğru bilgi üretmesini önemli ölçüde etkilemez. Bu nedenle, geleneksel yöntemlere göre hatayı tolere etme yetenekleri son derece yüksektir (Akar,2005).

Hız: yapay sinir ağları paralel yapısı nedeni ile oldukça hızlı bir sistemdir.

Analiz ve Tasarım Kolaylığı: yapay sinir ağlarının temel işlevlerini oluşturan hücrelerin yapısı ve modeli, hemen hemen bütün yapay sinir ağları hücreleri ile benzerdir. Farklı uygulama alanları da olsa yapay sinir ağlarının bu hücreleri birbirine benzer olduğu için problem çözümünde kolaylık sağlayacaktır (Akar,2005).

Yapay sinir ađlarında bilginin nasıl depolandığına ve nasıl geri alındığına bakacak olursak, öncelikle bilginin ađda nasıl temsil edildiğini, nerede saklandığını ve nasıl alındığını bilmemiz gerekir.

Dijital sistemlerde bilgi 0 ve 1 ile temsil edilirken, yapay sinir ađlarında matematiksel formüllerle temsil edilirler. Sistemde bilgiler ađrılıklarla ifade edilirler ve bu ađrılıklar tek başına bir şey ifade etmezken işlem elemanları ile beraber bilginin ne olduğuna karar verirler.

Yapay sinir ađlarında bilgi, ađ içindeki bağlantılarda ve birçok ađrılıklar yoluyla dağıtılmaktadır. Dijital sistemler bilgiyi belleğinde belirli bir yerde saklar, yapay sinir ađları ise bilgiyi tüm ađ boyunca dağıtır. Bu durum dağıtılmış bellek olarak bilinir (Elmas,2011).

Dijital sistemlerde bilgi, belirli bellek bölgesine ulaşılarak alınır. Yapay sinir ađlarında ise bilgi muhtemelen gürültülü ya da tamamlanmamış giriş örneđi olarak ađa sunulur. Ađ, giriş ile tüm ihtimalleri birleştirecek en iyi ve en uygun örneđi çıkış olarak seçer. Bu çıkış örneđi, ađ tarafından giriş örneđi hakkında eldeki bilgi olarak temsil edilir. Bu durum ise birleştirilmiş bellek olarak bilinir (Elmas,2011).

3.1.2.2. Yapay Sinir Ađlarının Avantajları Ve Dezavantajları

Yapay sinir ađlarının insanođunun hayatını kolaylaştırdığı düşünöldüğünde birçok avantajı bulunmaktadır. Tabi doğada her şey zıtlıklarla var olduğundan bu sistemin dezavantajları da bulunmaktadır. Bu düşünce ile yapay sinir ađlarının avantajları ve dezavantajları tablo şeklinde çizelge 3.2' de verilmiştir.

Çizelge 3.2. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları-Dezavantajları

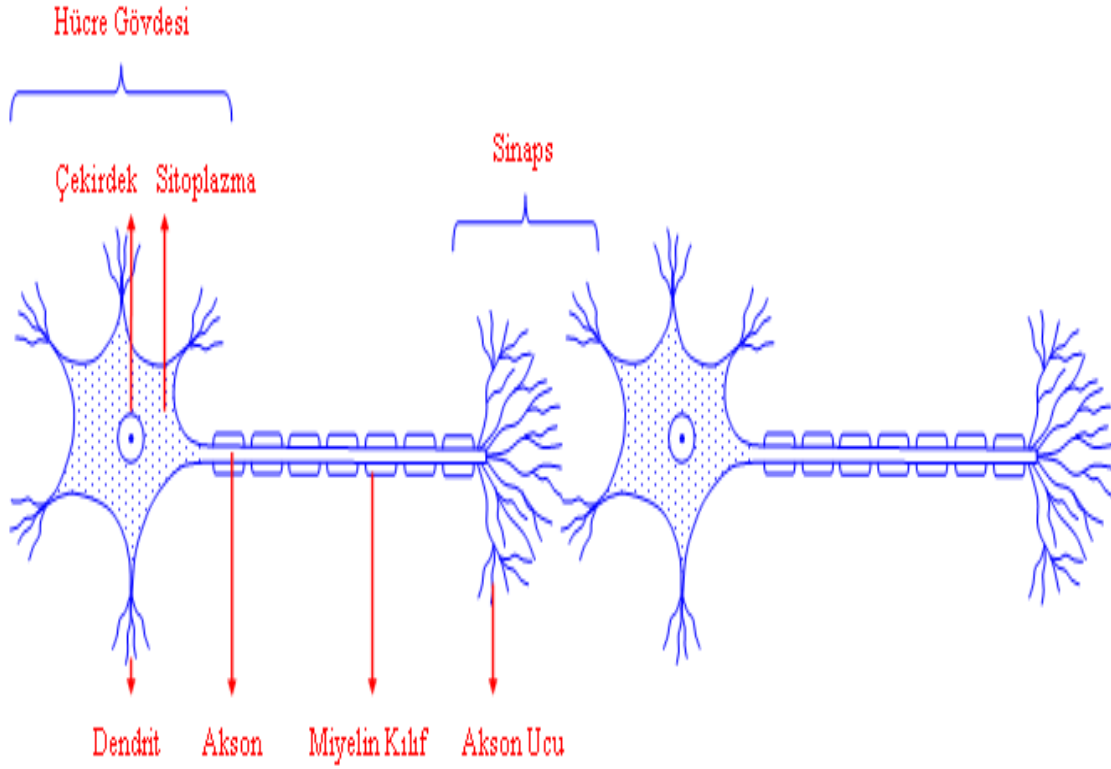
Avantajları	Dezavantajları
Öğrenebilme yeteneği vardır	Sistem içerisinde ne olduğu bilinmez
Uyarlanabilir ve esnektir	Bazı ağlar hariç kararlılık analizleri yapılamaz
Matematiksel modele ihtiyaç duymazlar	Farklı sistemlere uyarlanması zordur
Kural tabanı kullanımı gerektirmezler	

3.1.2.3. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme

Yapay sinir ağlarında elemanların bağlandığı ağırlık değerlerinin belirlenmesi işlemine “ağın eğitilmesi” denir. Başlangıçta ağırlıklar rastgele atanır. Yapay sinir ağı her örnekte ağırlık değerlerini değiştirirler. Amaç doğru çıktı değerini üretecek ağırlık değerini bulmaktır. Her örnek birçok kez ağa gösterilecek ve en uygun çıktı bulunacaktır. Ağın doğru ağırlık değerine ulaşması demek ağın temsil ettiği olay hakkında genellemeler yapabilmesi demektir. Ağın genelleme yapabilmesine “ağın öğrenmesi” demektir (Yamaçlı, 2010).

3.1.2.4. Beyin Sinir Hücresinin Yapısı

İnsan beynini oluşturan sinir hücreleri, düşünme, hatırlama, hareket etme ve buna benzer birçok yeteneğimizin temel parçalarını oluşturur ve sinir hücresine de nöron adı verilir. Sinir hücreleri çok kutuplu, iki kutuplu, tek kutuplu, anaksonik olmak üzere sınıflandırılabilir. Ele alınan sinir çok kutuplu tiptedir. Yani çok sayıda dendriti ve tek bir aksonu vardır. Şekil 3.1’ de bir sinir hücresi verilmiştir (Elmas, 2011).

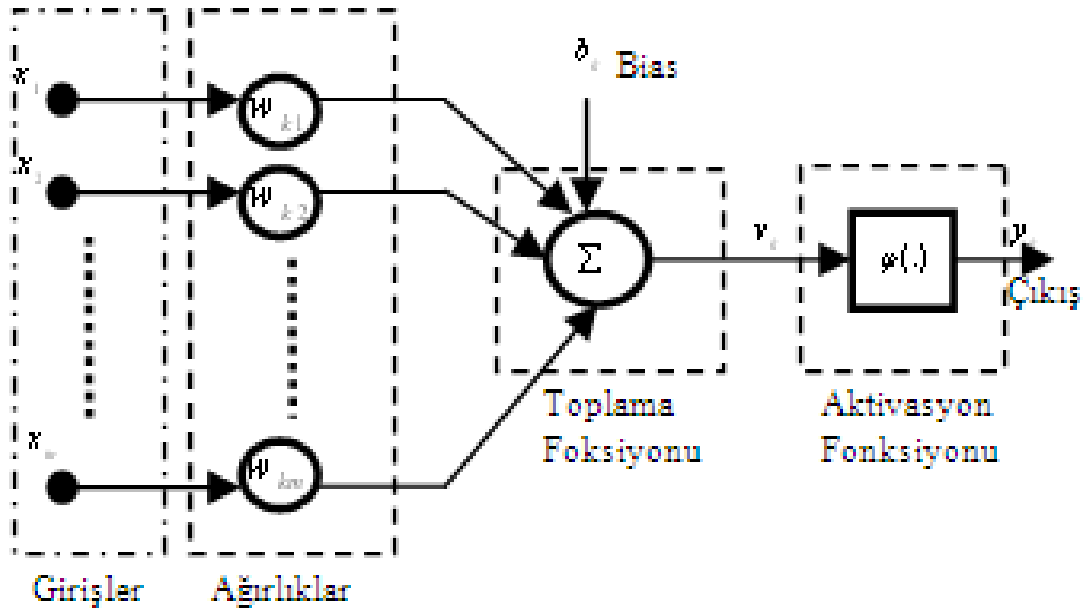


Şekil 3.1. Sinir Hücresi Yapısı

Sinir hücreleri çeşitli şekillerde ve büyüklüklerde olabilir ve uyarılar elektriksel ve kimyasal yollarla iletilirler. Hücre gövdesi büyüktür ve burada çekirdek bulunur. Kısa uzantılara dendrit, uzun uzantılara ise akson denir.

Dendrit, elektriksel ve kimyasal uyarıları, sinaptik aralıktan gövdeye ileten kısımdır. Akson ise her nöron da bir tane bulunur ve dendritlerle alınan uyarıların gövdeden uç kısma taşınmasını sağlar. Aksonların üzerinde miyelin kılıf vardır ve bu da işaretlerin yayılma hızını artırır.

Yukarıda biyolojik bir sinir hücresinin yapısı tanımlanmıştır. Yapay sinir ağları ile gerçek biyolojik hücre birbiri ile benzetilmeye çalışılmıştır. Yapay sinir ağlarının yapısı şekil 3.2' de verilmiştir.



Şekil 3.2. Yapay sinir hücresi

Şekilde girişler x_i ile gösterilmiştir. Bu girişlerin her biri w ağırlığı ile çarpılıp Q eşik değeri ile toplanır ve en son etkinlik işlevi yapılarak y_i çıkışı elde edilir. Yapay sinir ağırları bu mantıkla gerçekleştirilir.

Girişler: çevreden aldığı bilgiyi sinire ileten kısımdır. $x_1 + x_2 + x_3 + \dots + x_n$ şeklinde ifade edilirler. Bir sinir birden çok girdi alabilir.

Ağırlıklar: girişlerin sinir üzerindeki etkilerini gösteren kat sayılardır. $W_1+W_2+W_3+\dots+W_N$ şeklinde ifade edilirler. Her girişin kendine ait bir ağırlığı vardır.

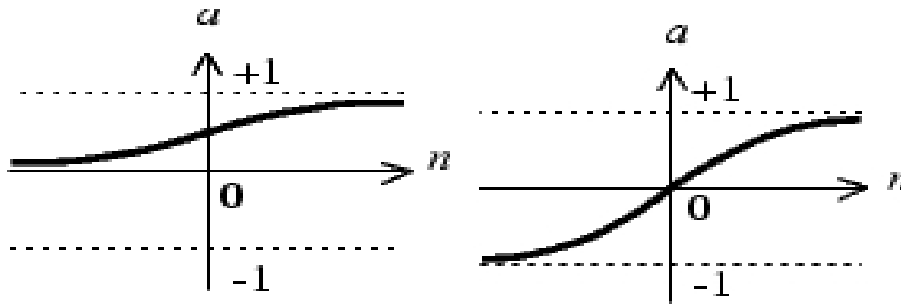
Bir ağırlığın değerinin büyük olması, o girişin yapay sinirine güçlü bağlanması ya da önemli olması, küçük olması zayıf bağlanması ya da önemli olmaması anlamına gelmektedir (Elmas,2011).

Toplama İşlevi: her bir girişin kendine ait ağırlığı ile çarpılıp toplanması ile Q eşik değerinin de bu denkleme eklenmesi ile elde edilen sonucun etkinlik işlevine gönderilmesi yapılır.

Etkinlik İşlevi: bu işlevde zaman söz konusu olduğunda çıkış sinyalinin değişmesine izin vermektir. Yapılan toplama sonucu bu yüzden etkinlik işlevinden geçirilir. Etkinlik işlevinin çıkışı y_i , giriş vektörleri x_i tarafından uyarıldığında aşağıdaki denklem elde edilir (Elmas,2011).

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{eğer } w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n \geq T \\ 0 & \text{eğer } w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n < T \end{cases} \quad (3.11)$$

Transfer Fonksiyonları: aldığı değerleri gerçek çıktıya dönüştürür. Çıkış değerleri genellikle $[-1,1]$ ile $[0,1]$ arasında değer alır. Bu fonksiyon genellikle doğrusal olmayan değerler içerir. En çok kullanılan transfer fonksiyonları Doğrusal (Linear), Adım/İşaret(Step/Signum), Eşik(Threshold), Sigmoid, Hiperbolik Tanjant vb. fonksiyonlardır (Bayır, 2006). Bu fonksiyonların bazıları Şekil 3.3'de gösterilmiştir.



Şekil 3.3. Sigmoid ve Hiperbolik Tanjant Fonksiyonları

Doğrusal Fonksiyon:

$$F(s) = s \quad (3.12)$$

Adım/İşaret Fonksiyonu:

$$y = F(s) = \begin{cases} 1 & s > 0 \\ -1 & s \leq 0 \end{cases} \quad (3.13)$$

Eşik Fonksiyonu:

$$y = F(s) = \begin{cases} 1 & s > Q \\ 0 & s \leq Q \end{cases} \quad (3.14)$$

Sigmoid Fonksiyonu:

$$y = F(s) = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (3.15)$$

Hiperbolik Tanjant Fonksiyonu:

$$y = F(s) = \frac{e^n + e^{-n}}{e^n - e^{-n}} \quad (3.16)$$

Transfer fonksiyonunun sonucu işlem elemanının sonucudur.

Çıkış İşlevi: çıkış $y_i = f(s)$, etkinlik işlevi sonucunun dış dünyaya veya diğer sınırlara gönderildiği yerdir. Bir sinirin bir tek çıkışı vardır. Sinirin bu çıkışı, kendinden sonra gelen herhangi bir sayıdaki diğer sınırlara giriş olabilir (Elmas,2011).

Yapay sinir ağları çok sayıda düğüm ve sinir yapılarının bir araya gelmesiyle oluşur. Girişe verilen bir sinyal sinir bağlantıları aracılığı ile başka bir katmana iletilir. Girişteki bu sinyal başka bir katmana iletilmeden önce işaret üzerinde basit bir işlem yapılır ve çıkış katmanına kadar bu işlem tekrar edilir.

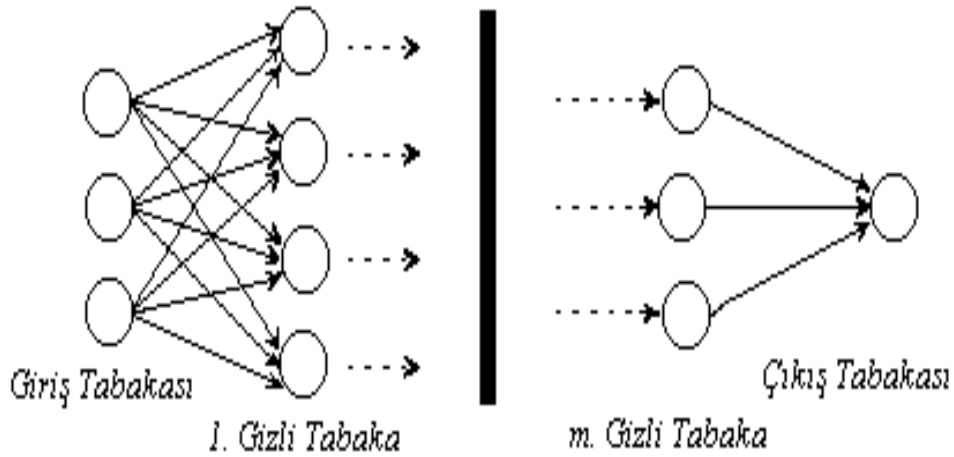
3.1.2.5. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

Yapay sinir ağ yapıları, sinirler arasındaki bağlantıların yönlerine göre veya ağ içindeki işaretlerin akışına göre farklı isimler alırlar. Bunlar ileri beslemeli ve geri beslemeli ağ yapılarıdır (Elmas,2011).

İleri Beslemeli Ağlar; bu ağlarda elemanlar genellikle katmanlardan oluşur. Bilgiler giriş katmanından çıkış katmanına doğru tek yönlü bağlantılarla iletilir.

Gerçek değerli n boyutlu girdi vektörleri şu şekilde ifade edilir; j gizli katman siniri, i girdisini w_{ij} ($i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots$) ağırlığına göre alır. j birimi x girdi işaretinin ve w_{ij} ağırlıklarının bir işlevini hesaplayıp, sonucu sonraki tüm komşu sinirlere iletir. İlk gizli katman gibi ikinci gizli katman sinirleri de ağırlıklarla önceki katmana tam bağlıdır. Bu sinirlerde girişler ve ağırlıklarının bir işlevini hesaplayıp sonucu sonraki katmana aktarır. Bu ağlar, çok katmanlı ileri beslemeli ağlar olarak isimlendirilir (Elmas,2011).

Şekil 3.4’ de çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı görülmektedir.



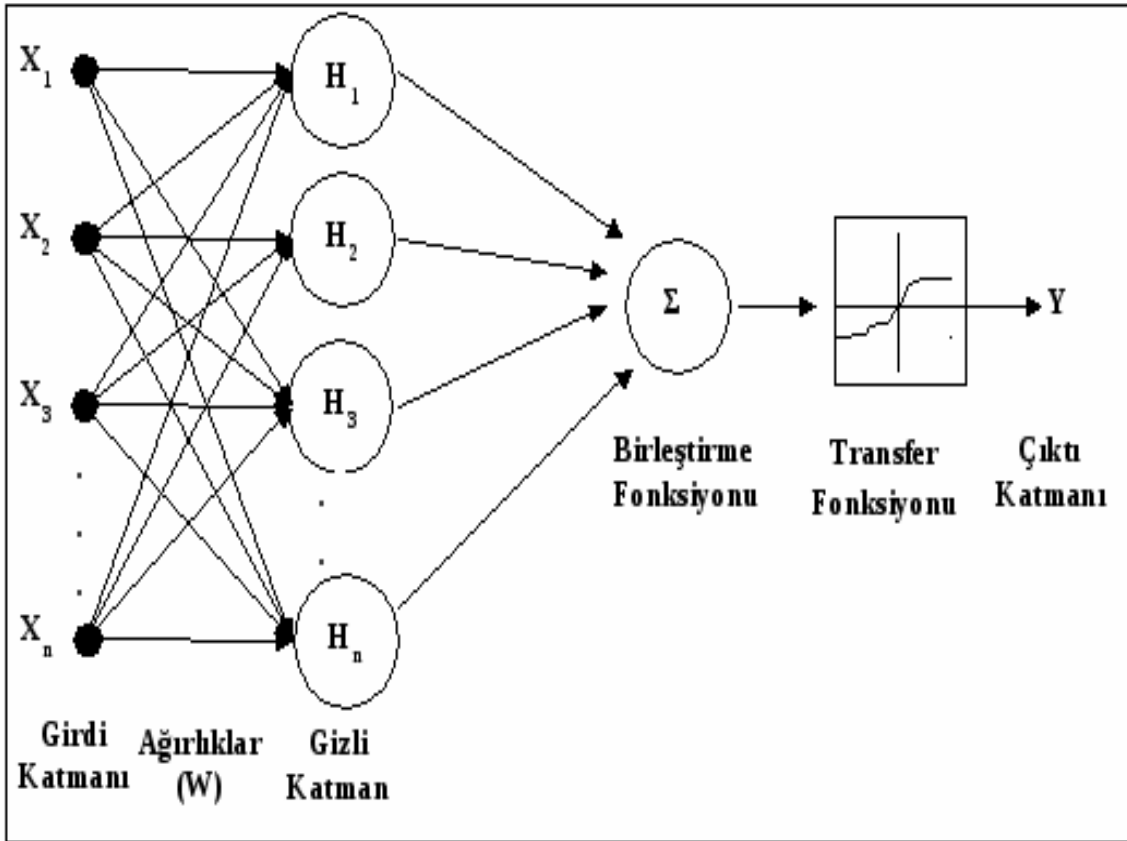
Şekil 3.4. Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı

Katmanlar; yapay sinir ağlarının yapısında birçok sinir vardır. Bu sinirlerin bir kısmı girişleri oluştururken bir kısmı ise çıkışları oluşturmaktadır. Kalan sinirlerin tümü görünmediği için gizli katman adını alır. Şekil 3.4’ de görüldüğü gibi sinirler katmanlarda oluşmaktadır.

Dış çevreden bilgi alan kısım giriş katmanı sinirlerini içerirken, çıkış katmanı sistemin gerekli bilgilerini dış çevreye ileten sinirleri içerir. Bu iki katman arasında birçok gizli katman bulunmaktadır. Gizli katmanların sayısı ise ağın en iyi şekilde çalışabileceği gibi seçilmelidir. Gizli katman sayısını en uygun şekilde belirleyebilmek için ise birkaç

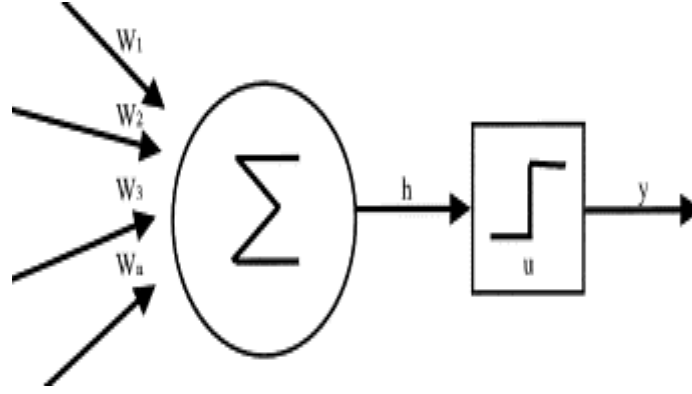
deneme yapılmalıdır. Yapılan denemeler en uygun katmanın ve nöron sayısının ne olduğunu belirlemeye yardımcı olacaktır.

Gizli katman çok artırılırsa istenen sonucun üzerine çıkılmış olur, az seçilirse ağ yeterince eğitilemez. Şekil 3.5’ de gizli katmanları bulunan bir yapay sinir ağı bulunmaktadır.



Şekil 3.5. Gizli Katmanlı Bir Yapay Sinir Ağı

Tek Katmanlı Ağlar: birden fazla nöronu bulunan, bir girdi ve bir çıktı katmanından oluşan ağlardır. Girdideki her nöron, çıktı katmanındaki her bir nöron ile bağlantılıdır. Nöronların girdi değerleri ağırlıklar ile çarpılıp toplanır. Elde edilen bu toplam değeri belli bir değeri aşarsa çıkışta bir değer üretilir. Şekil 3.6’da basit bir sinir ağı yapısı verilmiştir (Bayar,2006).

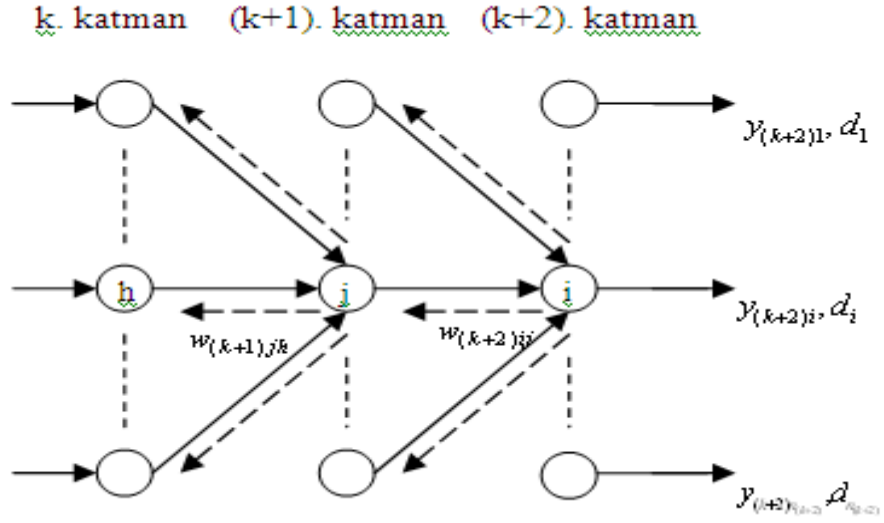


Şekil 3.6. Basit bir sinir ağı yapısı

Geri Beslemeli ve Çok Katmalı Ağlar; geri beslemeli yapay sinir ağı, çıkışların önceki ara katmanlara geri beslendiği bir ağıdır. Girişler, hem ileri yönde hem de geri yönde aktarılmış olacaktır. Bu ağların dinamik yapısı sayesinde çıkışlar hem o andaki hem de bir önceki katmanı yansıtır. Önceden tahmin yapıları için uygun bir ağıdır (Yamaçlı, 2010).

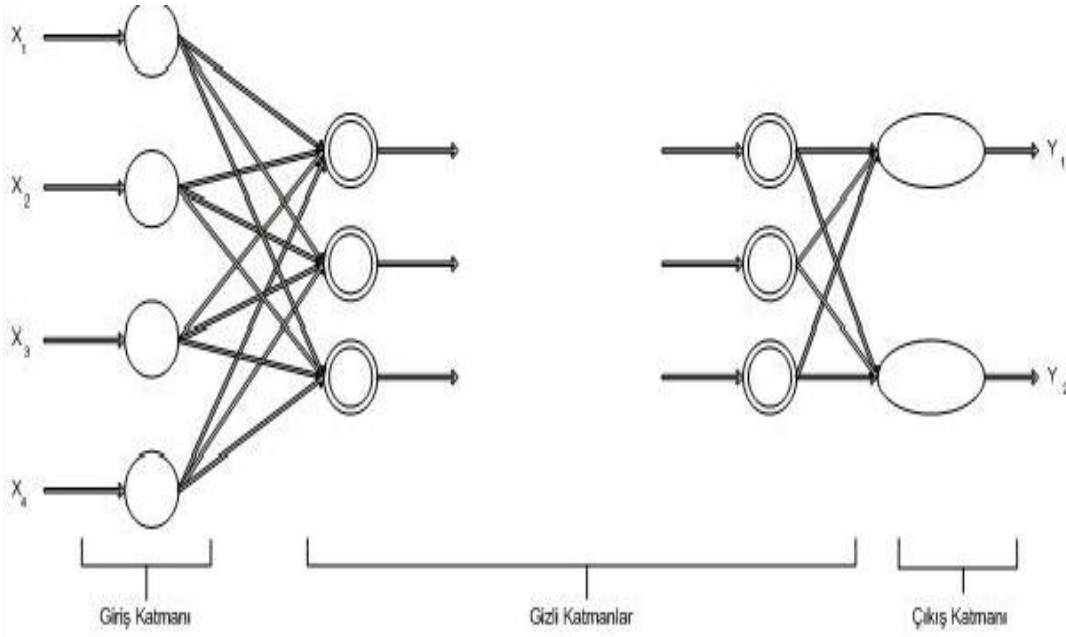
3.1.2.6. Geri Yayılım Algoritması

Bu algoritma hatları geriden girişe doğru azaltmaya çalışmaktadır. Bilinen bir geri yayılım algoritmasında bir giriş, bir çıkış ve bir gizli katman bulunmaktadır. Gizli katmanlar için belli bir sayı belirlenmemiştir fakat karmaşık bir problemin çözümünde en az dört katman bulunması gerektiği gösterilmiştir (Elmas, 2011). Şekil 3.7' de geri yayılım ağı görülmektedir.



Şekil 3.7. Geri yayılım ağı

Bu ağlar doğrusal olmayan fonksiyonlar için geliştirilmiş bir yapıdır. Bundan dolayı bu ağlarda En Küçük Kareler Yöntemi kullanılır. Bu özelliğinden dolayı kullanım alanı oldukça geniştir. Bu ağlar ileri beslemeli olmasının yanı sıra birçok gizli katmana da sahiptir. Çok geniş uygulama alanlarında kullanılabilmesi için sigmoidal transfer fonksiyonu ile doğrusal olmaktan kurtarılmıştır ve birden fazla çıktı birimi için kullanılabilir hale getirilmiştir. Yani çıktı birimi $\{-1, 0, 1\}$ değerleri haricinde $[-1, 1]$ aralığında reel sayılar üretebilmektedir. Şekil 3.8’ de çok katmanlı bir yapay sinir ağı görülmektedir.



Şekil 3.8. Çok katmanlı bir yapay sinir ağı yapısı

YSA'nın istenilen giriş-çıkış karakteristiğini ne kadar sağladığının bir ölçüsü olarak, YSA'nın çıkış katmanındaki her sinire ait hata sinyallerinin karelerinin toplamından oluşan bir uygunluk fonksiyonu tanımlanmıştır. Eğitimin k 'inci yinemesinde YSA'nın çıkış katmanındaki i 'inci sinirinin çıkış değeri y_i , bu sinirden vermesi istenilen değer d_i ile gösterilir ise i sinirinin hata işareti (Karadeniz ve ark, 2000).

$$e_i = d_i - y_i(k) \quad (3.17)$$

Denklemleri elde edilir. Uygunluk fonksiyonu da

$$E = \frac{1}{2} \sum_i e_i^2(k) = \frac{1}{2} \sum_i (d_i - y_i(k))^2 \quad (3.18)$$

Denklemleri ile ifade edilmektedir. Bu ağın amacı uygunluk fonksiyonunu en aza indirmektir.

4. BULGULAR

4.1. Uygulamada Kullanılan Yöntemler ve Yapılan Çalışmalar

Bu çalışmada YSA ve regresyon tahmin metotları kullanılmıştır. Regresyon metodunda basit ve çoklu regresyon kullanılmıştır. YSA'da ise geri yayılım algoritması kullanılmıştır. Her iki yöntemde de yıllık ve mevsimlik tahminler yapılmıştır. Regresyondan elde edilen sonuçlar YSA'da giriş olarak kullanılmıştır ve hibrit model elde edilmiştir. Hibrit sistem sayesinde daha verimli sonuçlar elde etmek amaçlanmıştır.

4.1.1. Regresyon Analizi

Bu tez çalışmasında basit ve çoklu regresyon analizi kullanılmıştır. Basit regresyonda tek bağımsız değişken olarak bir saat önceki veriler kullanılmış, çoklu regresyonda ise hem sıcaklık hem de bir saat önceki verilerin etkisine bakılmıştır. Aşağıda yapılan çalışmalar detaylı bir şekilde verilmiştir.

4.1.1.1. Basit Regresyon Analizi

Tez çalışmasında basit regresyon analizi yani tek bağımsız değişken olarak 2011 yılına ait saatlik yük verileri alınıp bir saat önceki gerçek değerlerle bir saat sonrasının tahmini yapılmıştır. Öncelikle gerçek değerler sisteme girilmiş daha sonra bir saat önceki veriler girilmiştir. Bu değerler seçilip regresyon işlemine tabi tutulmuştur. Formülde olduğu gibi $y = a + bx$ ifadesindeki a ve b kat sayılarını bu işlem ile bulunmuştur. x bağımsız değişken olan bir saat önceki verileridir. Aşağıda a ve b kat sayılarını veren tablo görülmektedir.

Çizelge 4.1. Regresyon eğitimi istatistik sonuçları

Regresyon İstatistikleri	
Çoklu R	0,833929668
R Kare	0,695438691
Ayarlı R Kare	0,695403916
Standart Hata	165,5164194
Gözlem	8760

Çizelge 4.2. Regresyon eğitimi katsayıları

Katsayılar	
Kesişim (a)	273,6643238
X değişkeni (b)	0,833929668

$y = a + bx$ formülde $a=273.6643238$ ve $b=0.833929668$ değerleri yerine yazılıp her saat için tahmin değeri aşağıdaki gibi hesaplanmıştır.

$$y_1 = 273,6643238 + 0,833929668 * 1450 \quad (4.1)$$

$$y_1 = 1399,469 \quad (4.2)$$

değeri bulunmuştur.

Aynı işlemler 8760 değer için yapılmış ve sonuçta tahmin değerleri hesaplanmıştır.

En küçük kareler yöntemi ile değerler formülde yerine yazıldığında;

$$Q = \sum [y(i) - f(x_i)]^2 \quad (4.3)$$

$$Q = \sum [1450 - 1399,46938]^2 \quad (4.4)$$

$$Q = 2553,344 \quad (4.5)$$

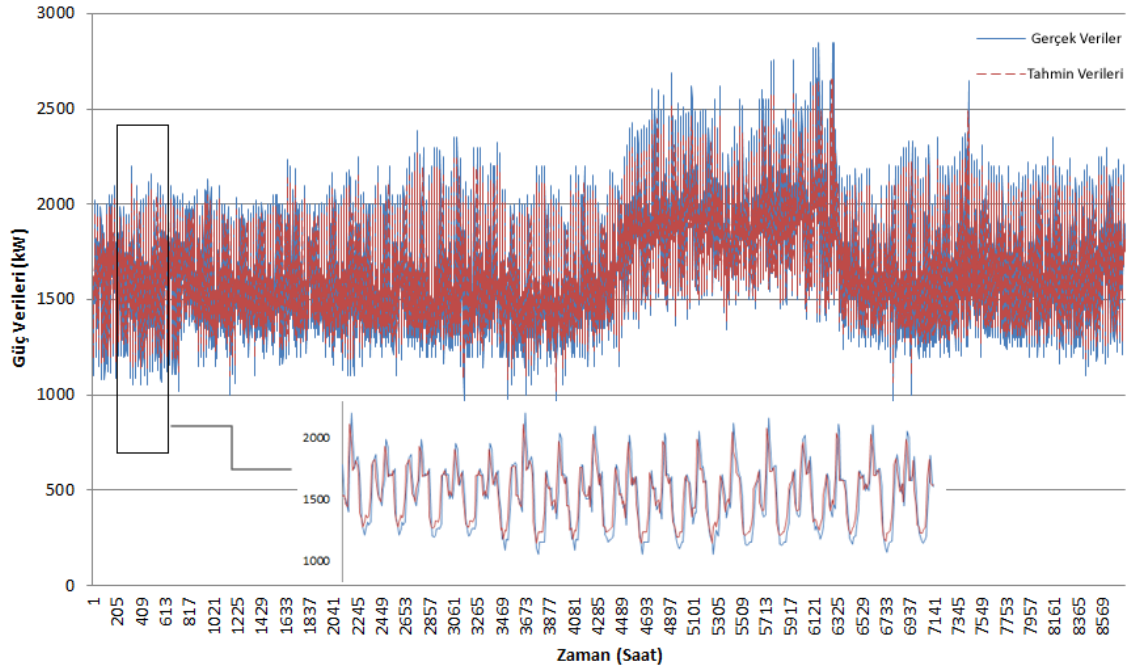
Hata birinci deęer için hesaplanmıřtır. Aynı řekilde 8760 deęer için hatalar ařaęıdaki formülle hesaplanır;

$$MSE = \sum_{i=1}^n [y(i) - f(x_i)]^2 \quad (4.6)$$

Hata fonksiyonu ile karesel ortalama hata karekoku ařaęıdaki formülle hesaplanır;

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y(i) - f(x_i))^2} \quad (4.7)$$

Hataların toplamının ortalaması ile MSE hesaplanmıřtır. MSE'nin karekoku alınarak RMSE hesaplanmıřtır. řekil 4.1'de yapılan alıřmada gerek ve tahmini deęerlerin grafiksel hali verilmiřtir.



Şekil 4.1. Regresyon sonucunda elde edilen tahmini değer ve gerçek değer grafiği

4.1.1.2.Çoklu Regresyon Analizi

Çoklu regresyonda ise bağımsız değişkenler olarak yine bir saat önceki yük verileri ve 2011 yılına ait saatlik sıcaklık verileri kullanılmıştır. Çoklu regresyon formülü kullanılarak yine Excel yardımı ile kat sayılar hesaplanmış. Hatalar bulunmuştur. elde edilen katsayı tablosu çizelge 4.3 ve çizelge 4.4’de verilmiştir.

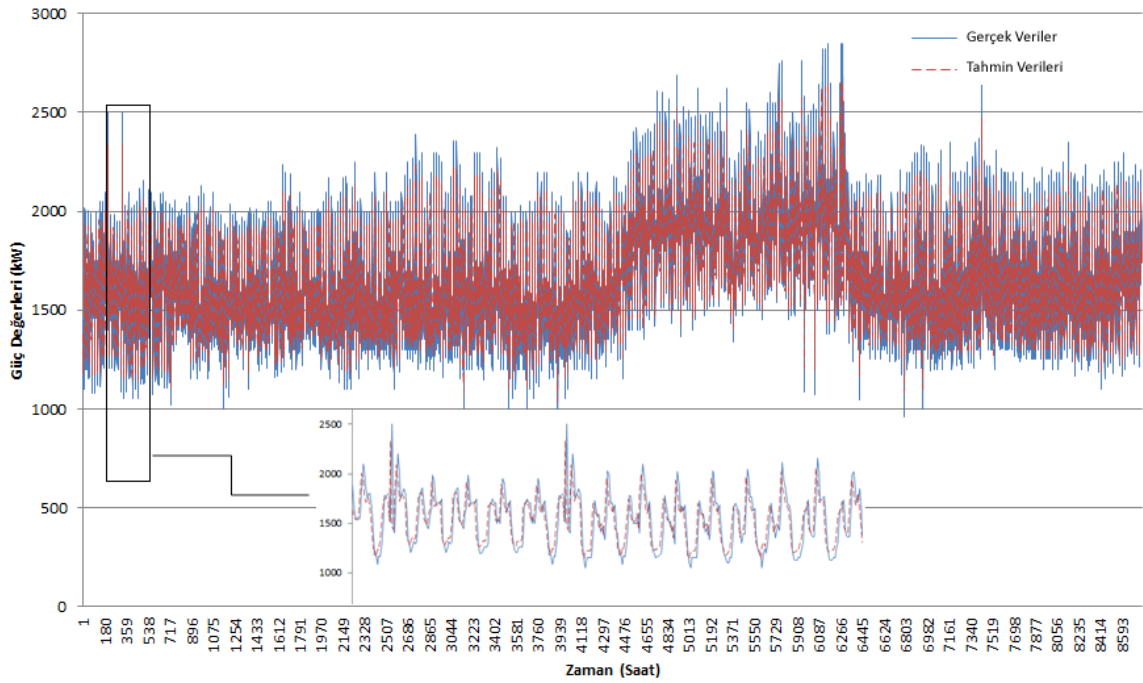
Çizelge 4.3. Çoklu regresyon eğitimi istatistik sonuçları

Regresyon İstatistikleri	
Çoklu R	0,83511236
R Kare	0,69741266
Ayarlı R Kare	0,69734354
Standart Hata	164,992837
Gözlem	8739

Çizelge 4.4. Çoklu regresyon katsayıları

Katsayılar	
Kesişim	278,610725
X Değişkeni 1	0,81862515
X Değişkeni 2	1,50419962

Bu katsayılar Bölüm 3’de verilen formülde yerine yazılıp hesaplandığında tahmini değerler bulunmuştur. Şekil 4.2’ de verilmiştir.



Şekil 4.2. Çoklu regresyon tahmin grafiği

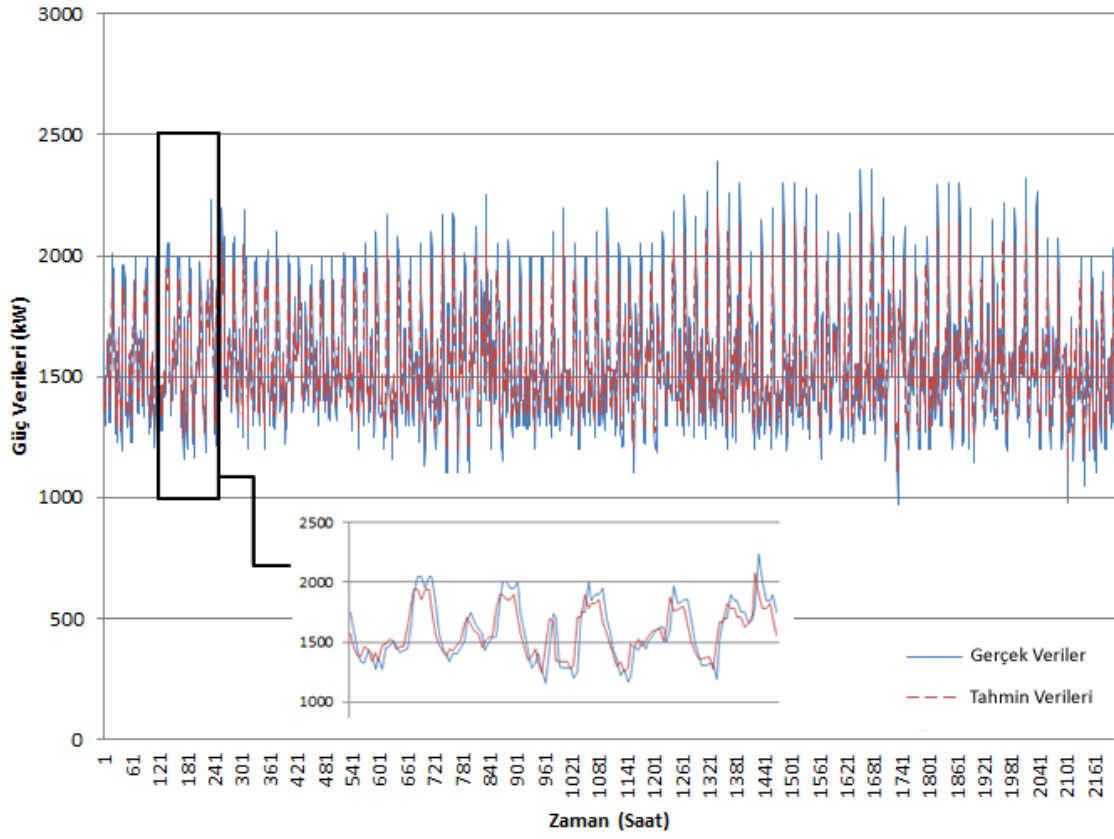
Basit regresyon ve çoklu regresyonda bulunan Bağıl hata ve RMSE değerleri çizelge 4.5’ de kıyaslanmıştır.

Çizelge 4.5. Basit ve Çoklu Regresyonda Hataların Kıyaslanması

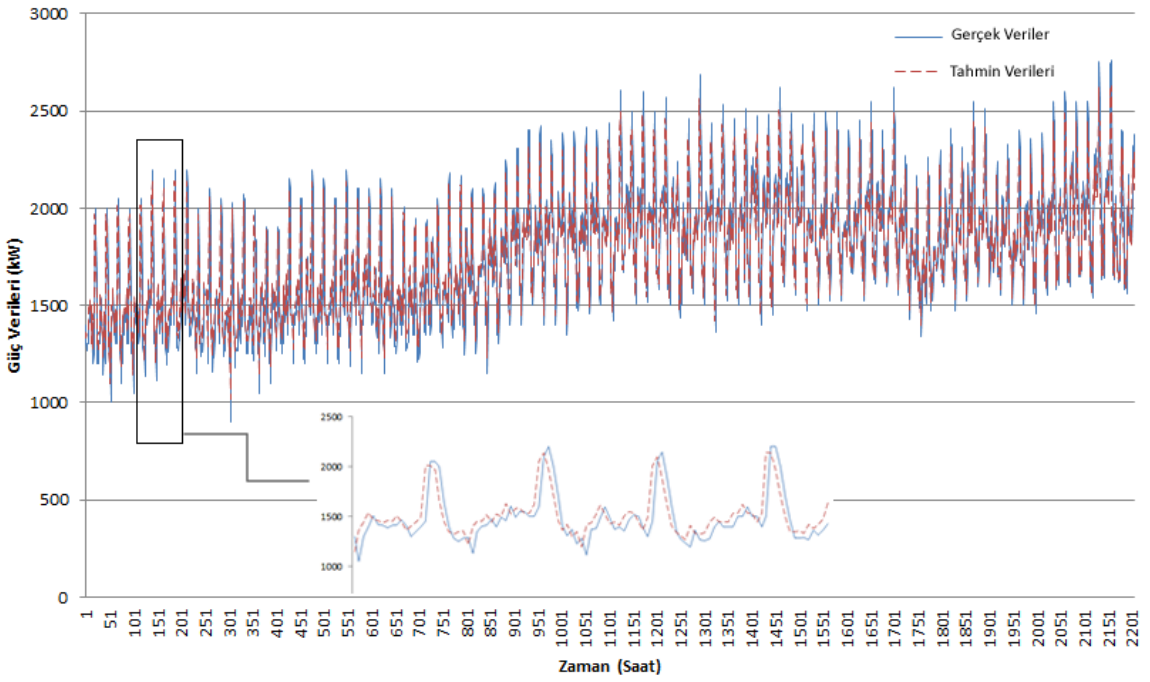
	Bağıl Hata	RMSE
Basit Regresyon Analizi	%7,56	165,4553 kW
Çoklu Regresyon Analizi	%7,38	164,9646 kW

Tabloya bakıldığında sıcaklık verisinin eklenmesi hata oranında çok büyük bir farka sebep olmamıştır. Bu da gösteriyor ki çalışma yapılan bölge için sıcaklık, elektrik tüketimini etkileyen çok önemli bir faktör değildir. Araştırma yapılan bölgenin iklimi ılıman bir iklime sahipken, yazları bölge dışına çok fazla göç verme ve tarla işleri ilçenin dışında yapma gibi faktörler yaz sıcağında bile elektrik tüketiminin artmamasına neden olmuştur.

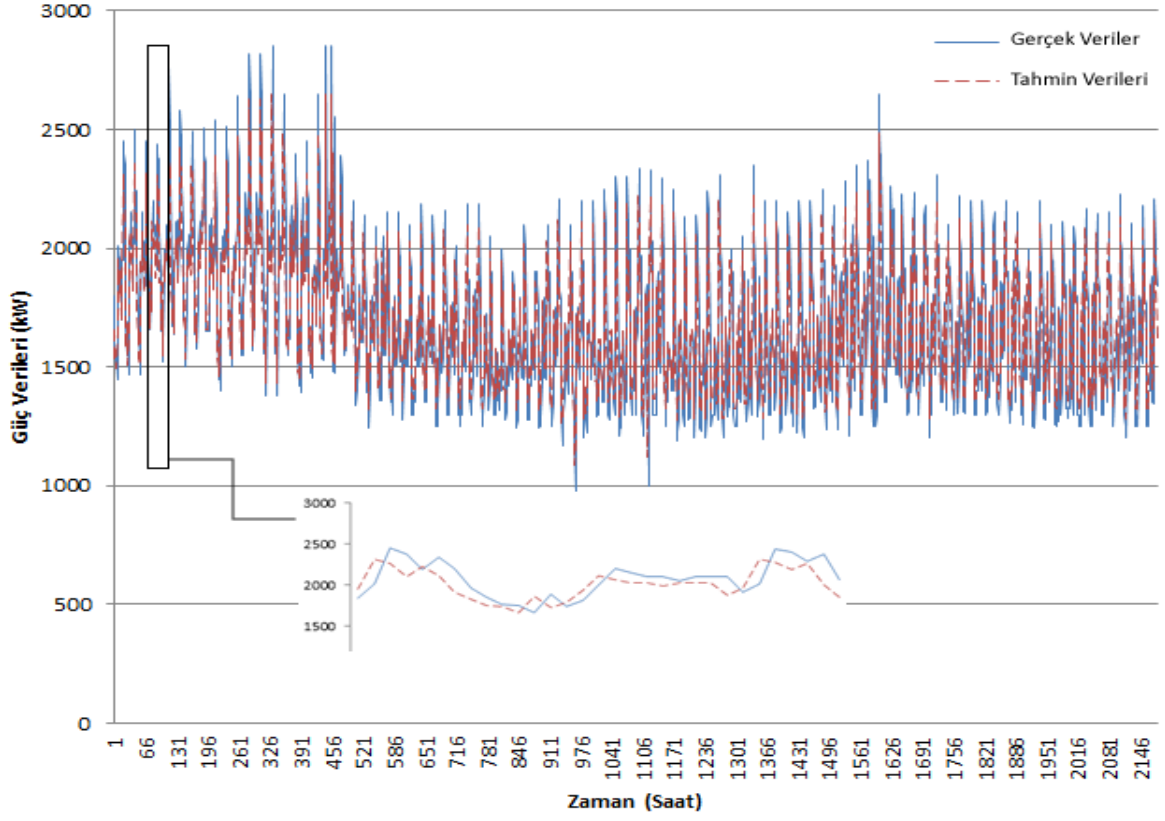
Regresyonda yapılan diğer bir çalışma mevsimsel tüketim değişimleri olmuştur. Yılın dört mevsimi ilkbahar, yaz, sonbahar ve kış olarak dönemsel değişiklikler incelenmiştir. Değerler bir saat önceki verilerle bir saat sonrasını tahmin etme şeklinde incelenmiştir. Aşağıda bu çalışma ile ilgili grafikler ve çizelge verilmiştir.



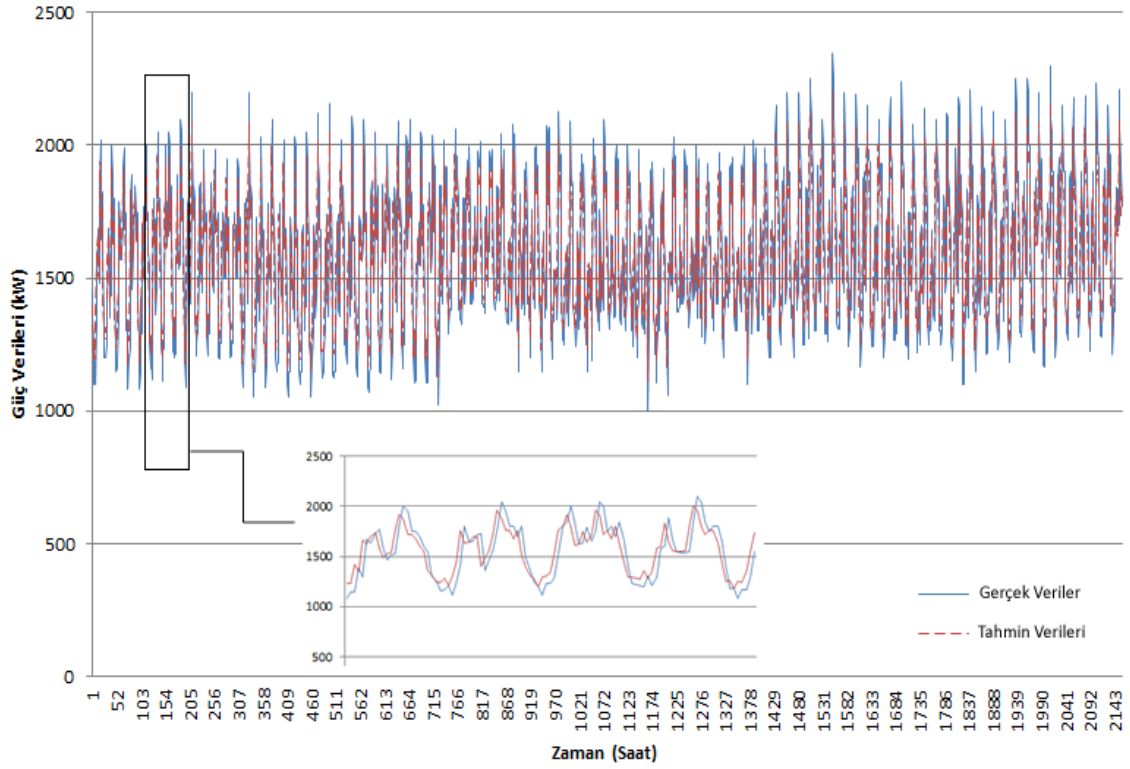
Şekil 4.3. İlkbahar dönemine ait tahmin grafiği



Şekil 4.4. Yaz dönemine ait tahmin grafiği



Şekil 4.5. Sonbahar dönemine ait tahmin grafiği



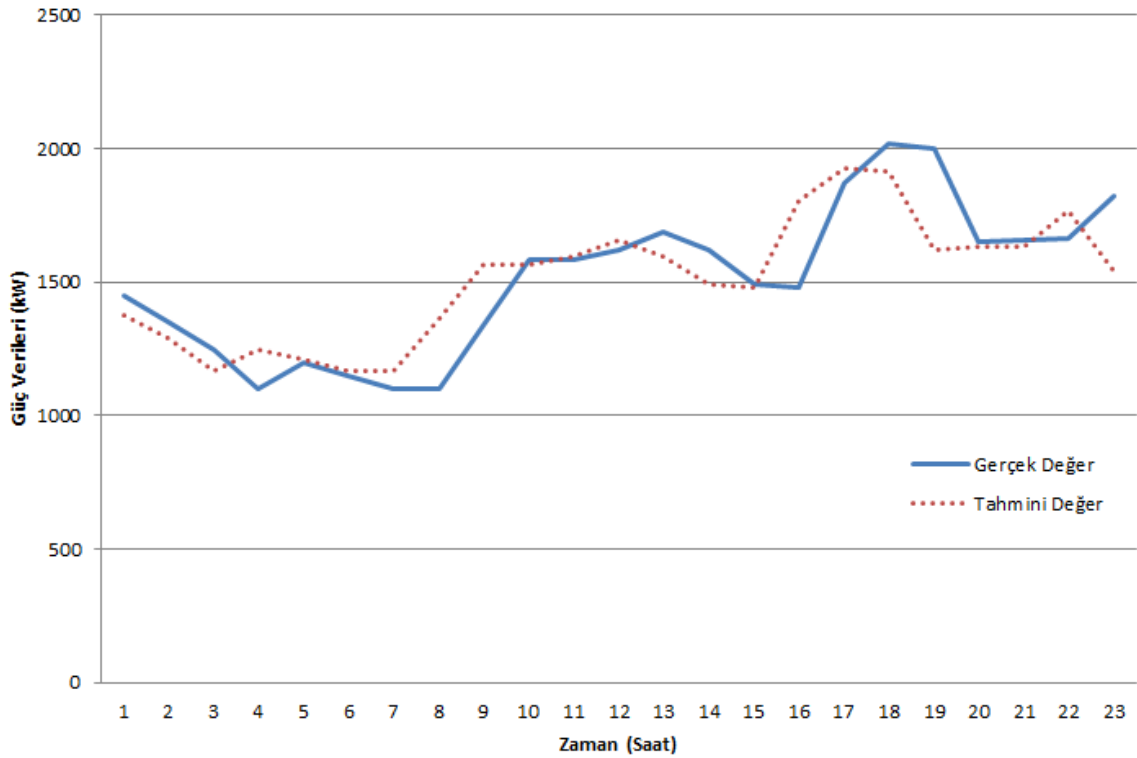
Şekil 4.6. Kış dönemine ait tahmin grafiği

Çizelge 4.6. Dönemsel verilerin hataları

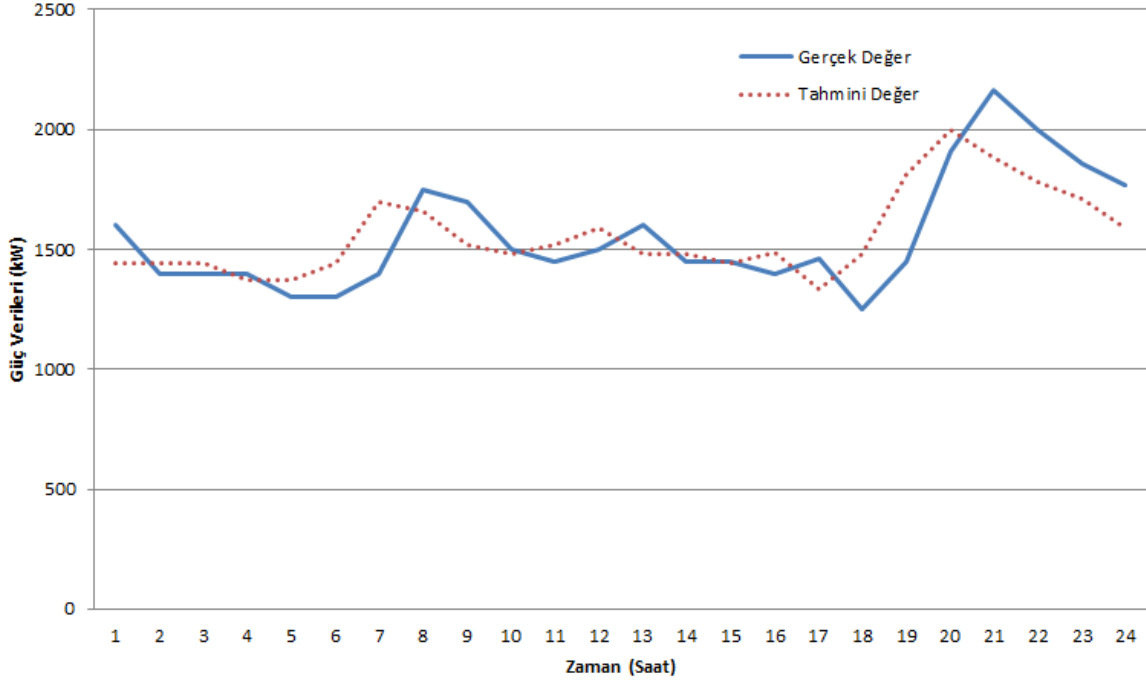
	Bağıl Hata	RMSE
İlkbahar	% 7,70	157,8359 kW
Yaz	% 7,67	156,8942 kW
Sonbahar	% 7,75	174,3069 kW
Kış	% 6,84	155,884 kW

Çizelge 4.6 'ya bakıldığında kış dönemi hata en aza inmiştir. Bu dönem halkın çalışmadığı ve düzenli hayat yaşadığı dönem olduğu için tüketimde çok farklılıklar olmamaktadır. Sonbahar ise göç sebebi ile en fazla hataya sahip dönem olmuştur.

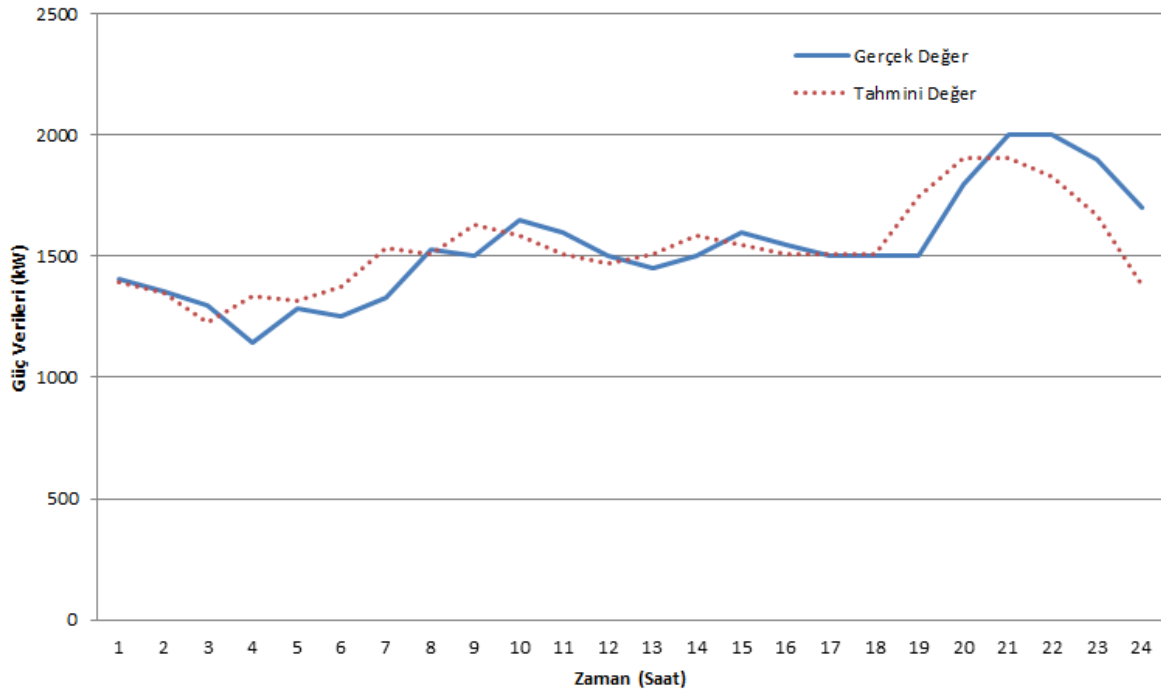
Resmi ve dini bayramların tüketime nasıl etki ettiğini görebilmek için 2011 yılının bayram ve özel günleri de incelenmiştir. Aşağıda yapılan çalışma ile ilgili sonuçlar verilmiştir.



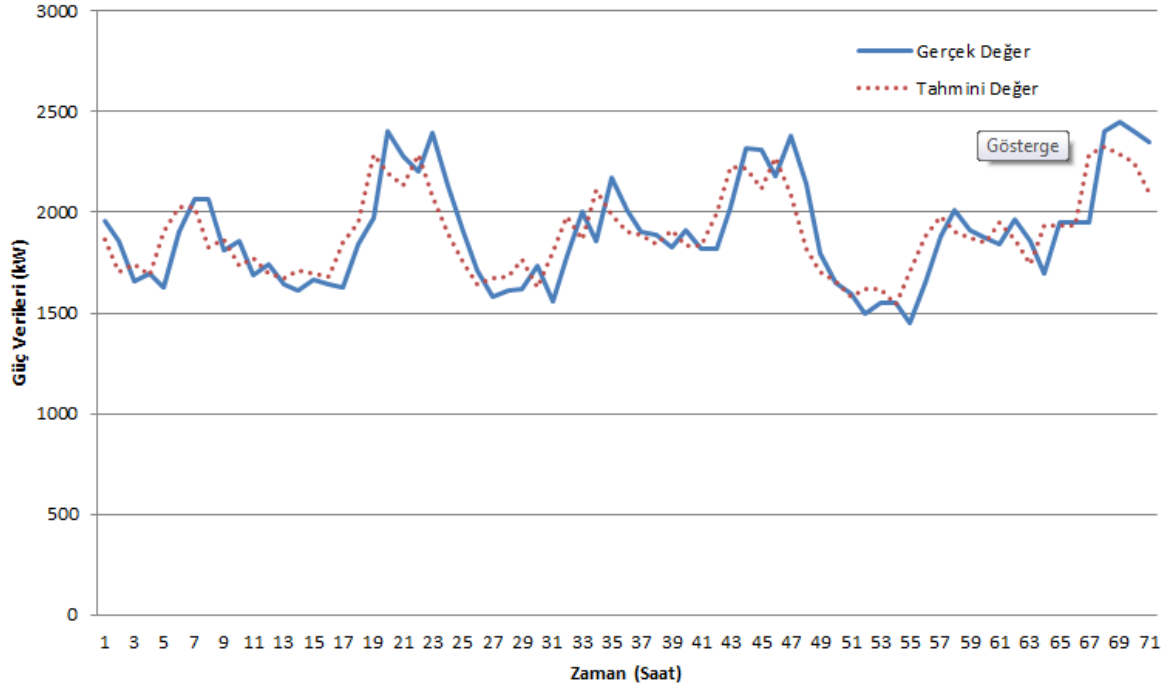
Şekil 4.7. 1 Ocak 2011 Yılbaşı tahmin grafiği



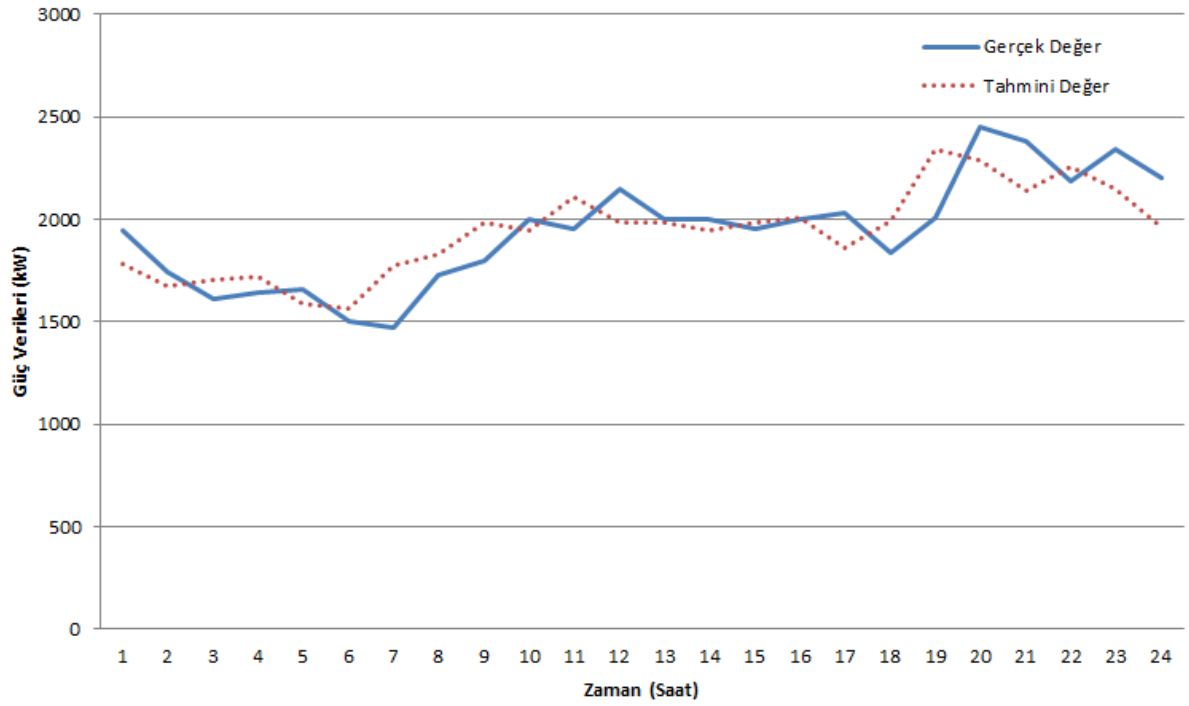
Şekil 4.8. 23 Nisan 2011 Ulusal Egemenlik ve Çocuk Bayramı tahmin grafiği



Şekil 4.9. 19 Mayıs 2011 Gençlik ve Spor Bayramı tahmin grafiği



Şekil 4.10. 30 Ağustos Zafer Bayramı ve 1 Eylül Ramazan Bayramı tahmin grafiği



Şekil 4.11. 3 Eylül 2011 Güney'in kurtuluşu tahmin grafiği

	Bağıl Hata	RMSE
1 Ocak 2011	%7,4	153,81 kW
23 Nisan 2011	%8,2	160,12 kW
19 Mayıs 2011	%6,4	130,82 kW
30-1 Eylül 2011	%6,7	157,13 kW
3 Eylül 2011	%6,8	157,89 kW
6-9 Kasım 2011	%8,3	167,69 kW

4.1.2. Yapay Sinir Ağları

Yapılan bu çalışmada 2011 yılına ait saatlik yük değerleri Matlab 2007 kullanılarak eğitime tabi tutulmuştur.

Öncelikle bir yıllık bu veriler dört giriş ve bir çıkış olacak şekilde C programıyla yazılan bir programla istenilen rastgele veri seçimi yapılabilecek şekilde ayarlanmıştır. Veriler, eğitim verisi ve test verisi olarak iki kısma ayrılmıştır. İlk olarak eğitim verisi ile ağ eğitilmiş, daha sonra gerçek test veriler ile ağ üzerinde doğru sonuç verip vermeyeceği denenmiştir.

Eğitim esnasında değerler normalize edilerek giriş ve çıkış oluşturulmuştur. Oluşturulan eğitim ve test verileri excel’de normalizasyon formülü kullanılarak normalize edilmiştir. Normalizasyon formülü aşağıdaki gibidir.

$$v_n = 0.8 * \left[\frac{v_r - v_{min}}{v_{max} - v_{min}} \right] + 0.1 \quad (4.8)$$

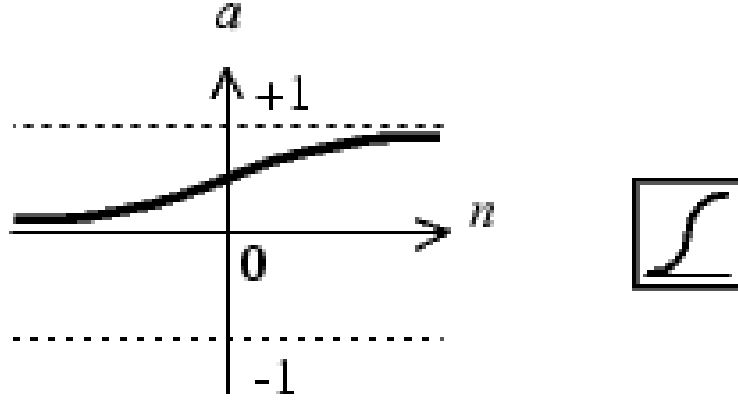
v_r = Normalize edilecek verileri ifade eder

v_{min} = Ağdaki en küçük değer

v_{max} = Ağdaki en büyük değer

Verileri ölçmek için uygun transfer fonksiyonu seçilmelidir. Sonuçlar negatif çıkmayacağı için YSA’da sigmoid transfer fonksiyonu kullanılmıştır. Eğer negatif çıkacak bir değer olsaydı hiperbolik tanjant fonksiyonu kullanılırdı.

$$a = \text{logsig}(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (4.9)$$



Şekil 4.13. Log-sig transfer fonksiyonu

Aşağıda normalize edilmiş değerlerin bir kısmı 4 girdi ve 1 çıktı şeklinde verilmiştir.

Çizelge 4.8. Gerçek değerlerin normalize edilmiş şekli

Giriş 1	Giriş 2	Giriş 3	Giriş 4	Çıkış
0,325641026	0,284615385	0,243589744	0,182051282	0,223076923
0,284615385	0,243589744	0,182051282	0,223076923	0,202564103
0,243589744	0,182051282	0,223076923	0,202564103	0,182051282
0,182051282	0,223076923	0,202564103	0,182051282	0,182051282
0,223076923	0,202564103	0,182051282	0,182051282	0,279692308
0,202564103	0,182051282	0,182051282	0,279692308	0,379384615
0,182051282	0,182051282	0,279692308	0,379384615	0,380615385
0,182051282	0,279692308	0,379384615	0,380615385	0,395794872
0,279692308	0,379384615	0,380615385	0,395794872	0,423692308
0,379384615	0,380615385	0,395794872	0,423692308	0,394564103

Yapılan bu normalize işleminden sonra eğitim ve test verileri yazılan C programı ile rastgele seçilmiştir. Daha sonra bu veriler Matlab'a girilebilecek şekilde matrise dönüştürülmüştür.

Yapılan bu işlemlerden sonra ağ içerisinde kaydettiğimiz ağılıklarla de-normalize işlemi gerçekleştirilmiştir. De-normalize formülü aşağıda verilmiştir.

$$E1 = G1 * iw1 + G2 * iw2 + G3 * iw3 + G4 * iw4 + B1.1 \quad (4.10)$$

E değeri kaç nöron seçildiyse ona göre değişiklik göstermektedir.

$$F1 = 1/(1 + \exp(-E1)) \quad (4.11)$$

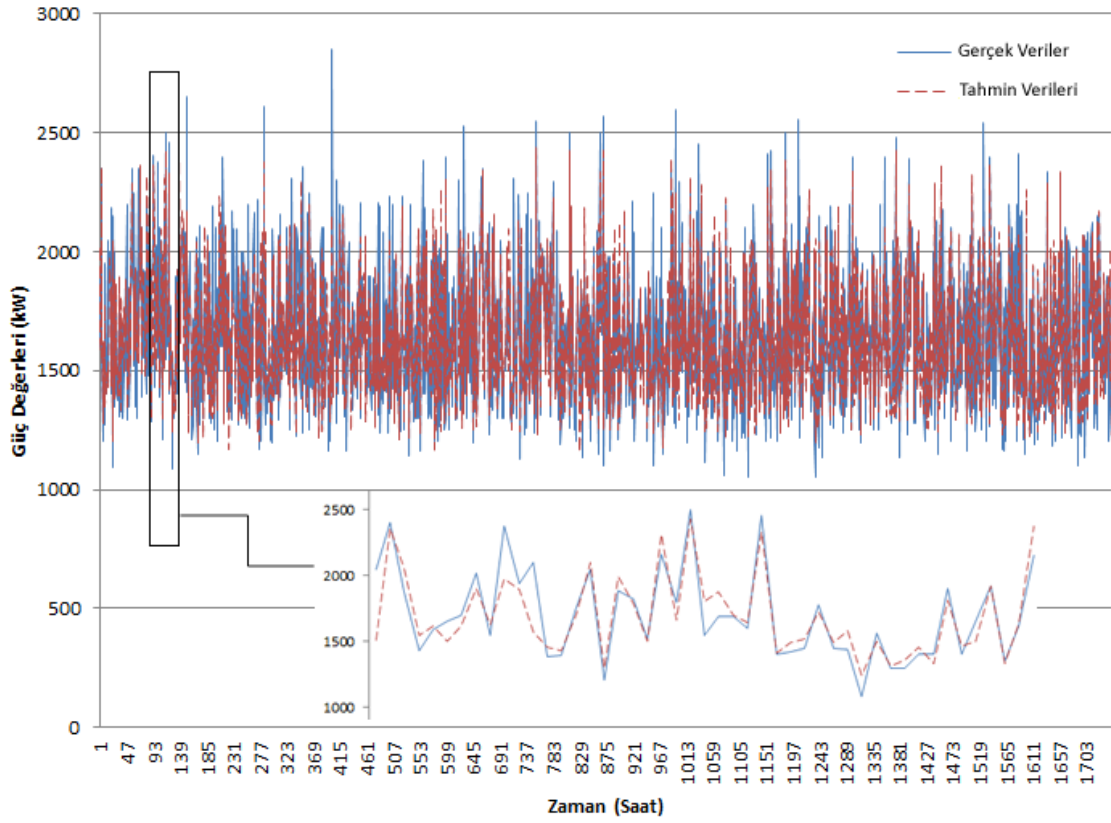
$$En = F1 * Lw1 + F2 * Lw2 + \dots + b2 \quad (4.12)$$

$$v_r = \frac{v_n - 0.1}{0.8} * (v_{max} - v_{min}) + v_{min} \quad (4.13)$$

Tekrar de-normalize edilen ağ değerleri ile gerçek değerler kıyaslanıp hatalar tespit edilmiştir.

Yapay sinir ağlarında yapılan diğer bir çalışma ise sıcaklık verileri ve bir saat önceki verilerin çıkışa etkilerini incelemek olmuştur.

Daha önceki tahmin çalışmasında bir saat önceki değerler ile tahmin yapılmışken, şimdi bu çalışmaya 2011 yılına ait saatlik sıcaklık verileri de eklenmiştir. Yapılan bu çalışma ile ilgili grafik ve hata çizelgesi aşağıda verilmiştir.



Şekil 4.14. Sıcaklığın etkisini gösteren grafik

Çizelge 4.9. Sıcaklık verileri eklendiğinde elde edilen hata sonuçları

	Bağlı Hata	RMSE
Sıcaklık ve bir saat önceki veriler	% 6,36	144,0368 kW

Bir saat önceki veriler kullanılarak ve hem bir saat önceki veriler hem de sıcaklık kullanılarak yapılan çalışmalar yukarıda verilmiştir. Her iki durum için yapılan çalışmalardan elde edilen hataların çizelgeleri aşağıda verilmiştir.

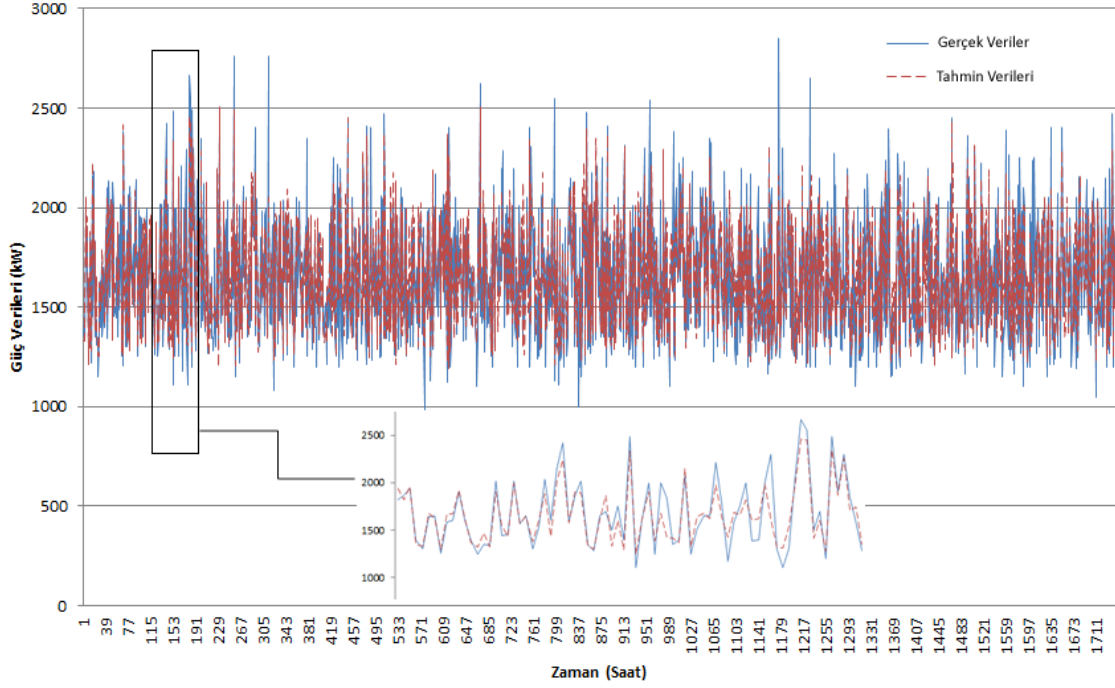
Çizelge 4.10. Farklı çalışmalardan elde edilen hata kıyaslama çizelgesi

	Bağlı Hata	RMSE
Bir saat önceki veriler	% 6,65	150,59 kW
Sıcaklık ve bir saat önceki veriler	% 6.36	144,0368 kW

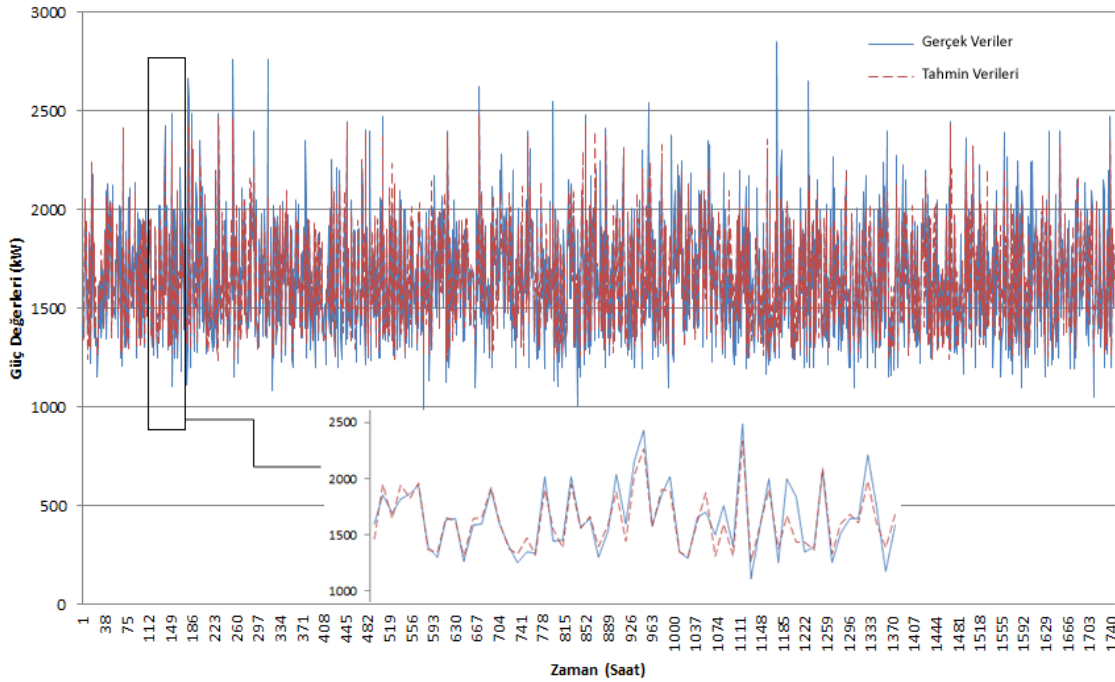
Elde edilen sonuçlara bakılacak olunursa ağın girdisi olarak sadece bir saat önceki veriler alındığında, hem bir saat önceki veriler hem de sıcaklık dikkate alındığındaki

değerlere göre hata daha fazla çıkmaktadır. Bu da tahminin sıcaklık verileri eklendiğinde biraz daha hassas olduğunu göstermektedir.

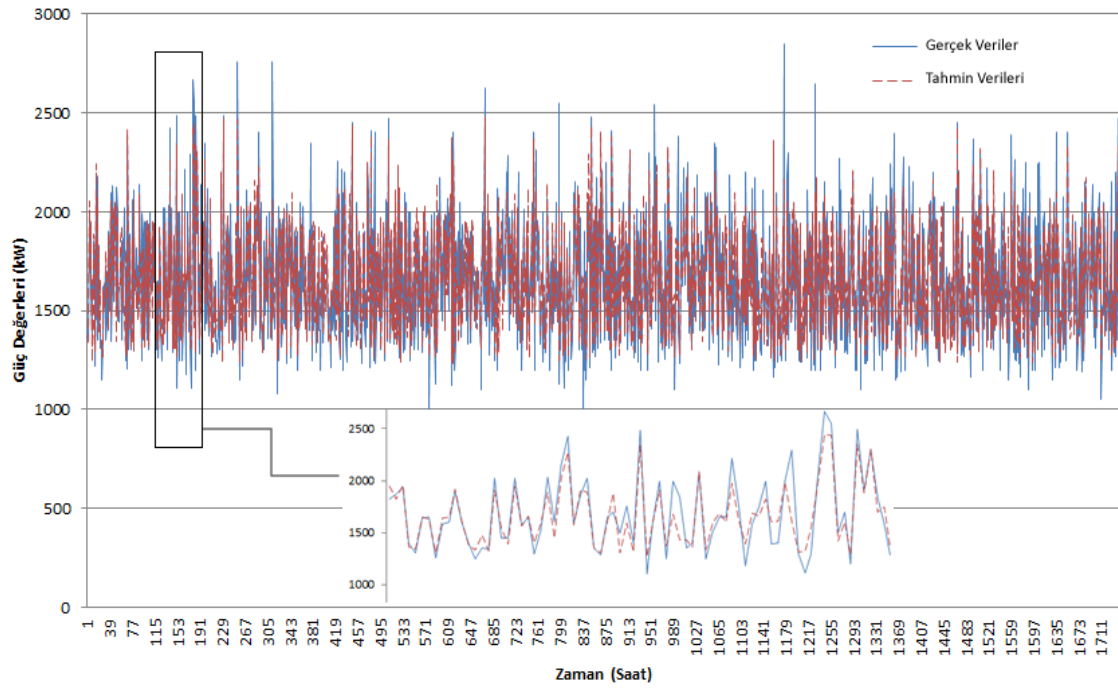
Ağın girdisi olarak bir saat önceki ve bir gün önceki değerlerle yapılan diğer çalışmalarda elde edilen sonuçlar ve grafikler aşağıda verilmiştir.



Şekil 4.15. Bir saat ve bir gün önceki veriler ile 2 layer’de elde edilen grafik



Şekil 4.16. Bir saat ve bir gün önceki veriler ile 3 layer’de elde edilen grafik



Şekil 4.17. Bir saat ve bir gün önceki veriler ile 4 layer’de elde edilen grafik

Sonuçların Bağlı hata ve RMSE değerleri aşağıdaki çizelgede verilmiştir.

Çizelge 4.11. Bir saat ve bir gün önceki verilerin farklı layer’de eğitilmesi

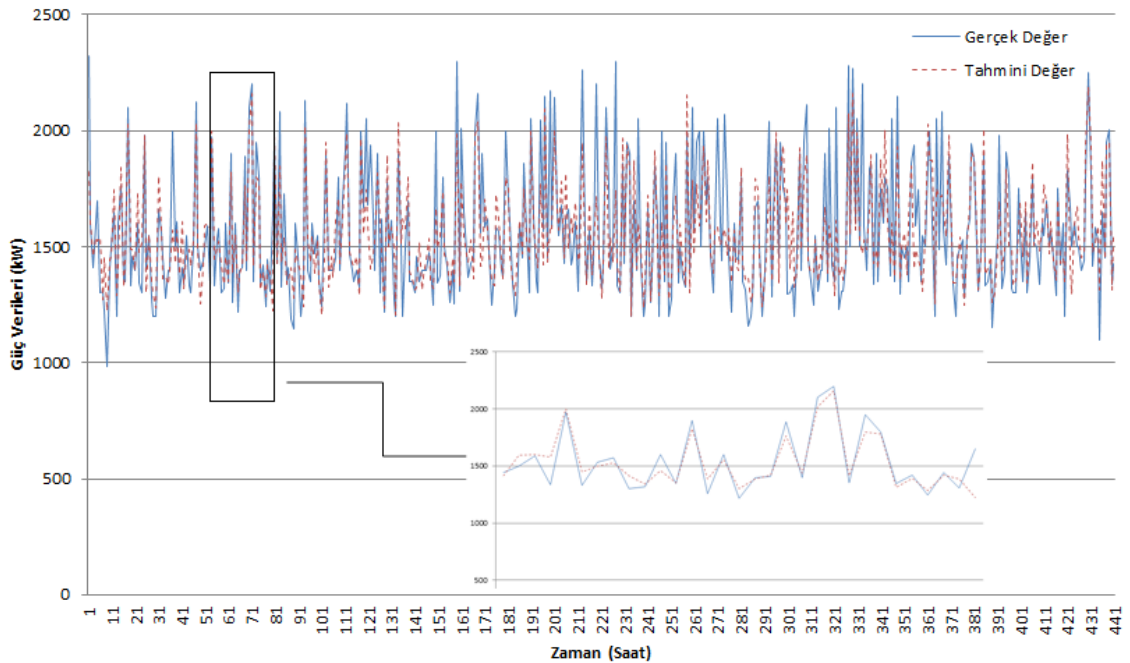
	Bağlı Hata	RMSE
2 layer	% 6,87	154,1868 kW
3 layer	% 6,84	153,921 kW
4 layer	% 6,84	153,921 kW

Çizelgeye bakıldığında bir saat ve bir gün önceki veriler kullanılarak yapılan tahmin sonuçlarında hata değeri en az 3 layer’de çıkmıştır. 4 layer ’den sonra Bağlı hata ve RMSE değerleri artık aynı çıkmıştır. Artık eğitimde ideal layer değeri yani katman değeri 3 layerdir. Bunun sebebi ise hedeflenen değere en ideal burada ulaşılmış olmasıdır.

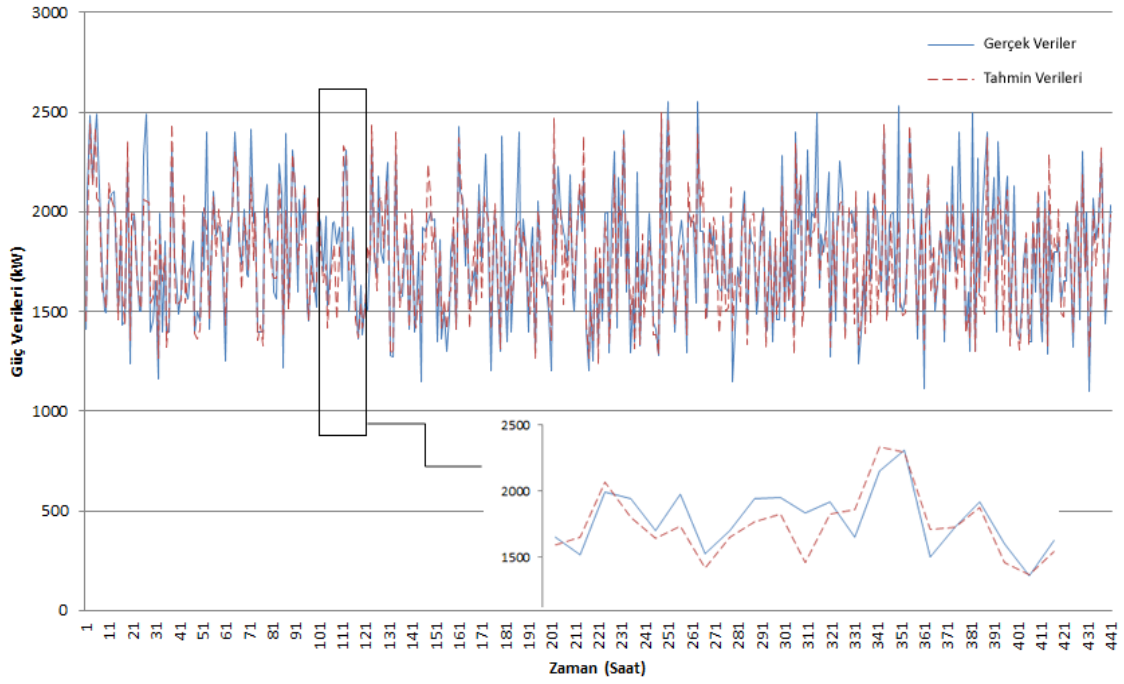
Çalışma yapılan bölgede yıllık ve mevsimlik incelemeler gerçekleştirilmiştir. Yıllık elde edilen sonuçlar yukarıda verilmiştir. Bölgenin özel bir durumu olmadığından tüketimde

mevsimsel olarak çok farklılıklar görülmemiştir. Türkiye geneli düşünülürse yaz aylarında elektrik tüketimi artış gösterecektir fakat bu küçük ilçe için aynı durum söz konusu olmamıştır. Halkın hemen hemen hepsi tarımla uğraşmaktadır. Coğrafi koşullar nedeni ile bölgede sadece tütün ve bağcılık yapılmaktadır. Yine coğrafi koşullar nedeni ile halk ekim işlerini ilçe içerisinde değil biraz daha ilçe merkezi dışında olan tarlalarda yapmaktadır. Ulaşım çok kolay olmadığından halk tarla işlerinin başladığı Haziran, Temmuz, Ağustos aylarında iş alanlarına göç etmektedirler. Yaşam şartları ve alışkanlıkları gereği akşam çok geç saatlere kadar beklenmemekte ve erken saatlerde yatılmaktadır. Aynı şekilde halk gıda erzaklarını almak ve temizlik ihtiyacını gidermek için her hafta pazartesi günleri ilçeye gelmektedir. Yaz aylarında haftanın pazartesi günlerine bakıldığında tüketimde artış olmuş fakat diğer günler aynı değerde devam etmiştir. Kış aylarında ise halkın artık tarım işleri bitmiştir. Örf ve adetlerine göre akşam misafirlikleri saat 18.00-20.00 arasında yapılmaktadır. Yine tüketime bakıldığında bu saatler arasında artış gözlenmiştir.

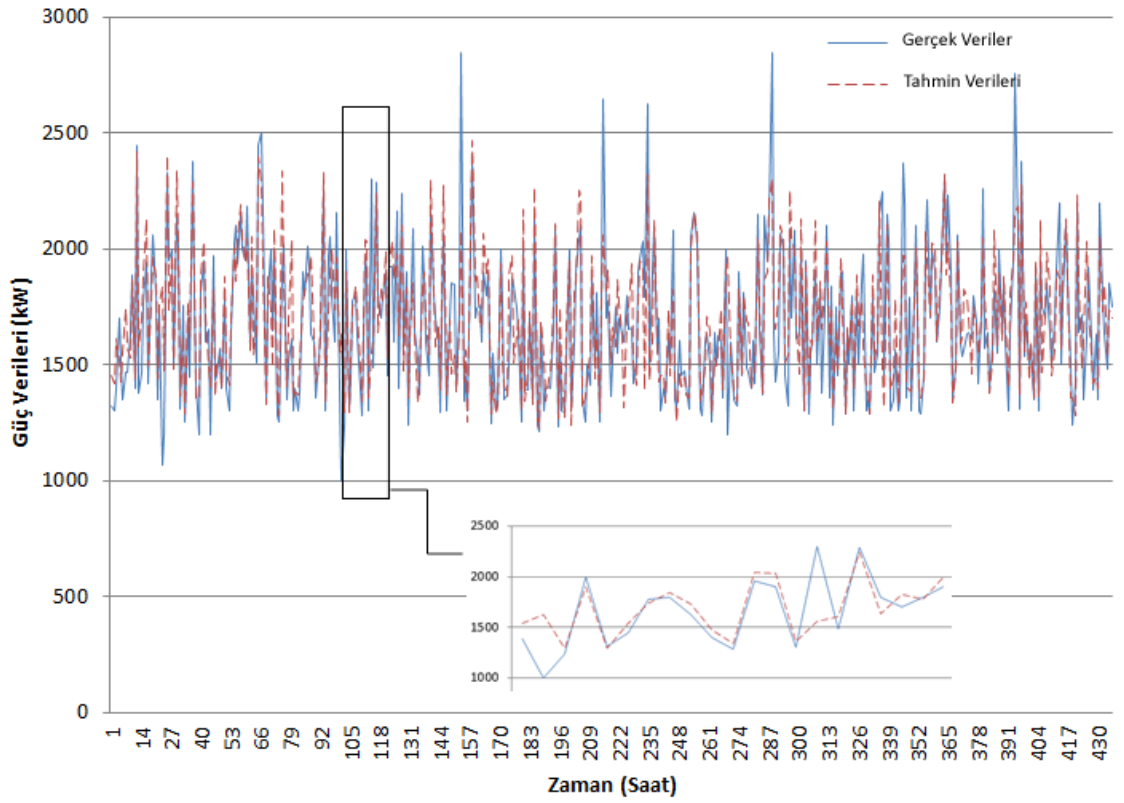
Yapay sinir ağları ile yapılan mevsimsel çalışmaların grafik ve çizelgeleri aşağıda verilmiştir.



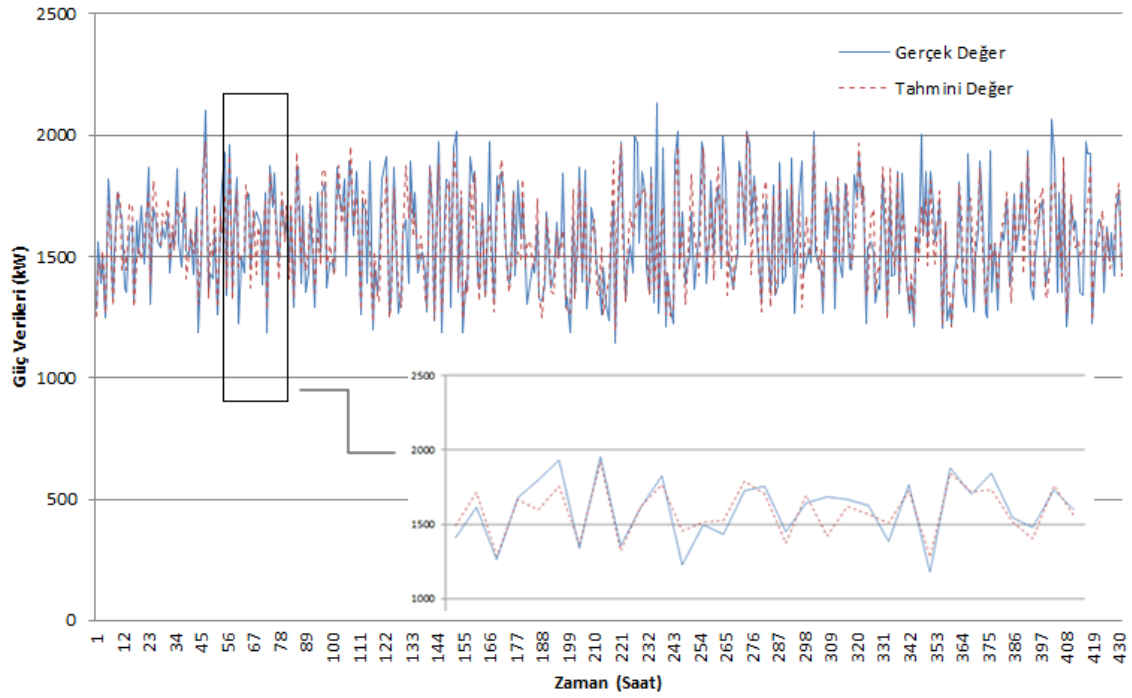
Şekil 4.18. İlkbahar dönemine ait karşılaştırma grafiği



Şekil 4.19. Yaz dönemine ait karşılaştırma grafiği



Şekil 4.20. Sonbahar dönemine ait karşılaştırma grafiği



Şekil 4.21. Kış dönemine ait karşılaştırma grafiği

Çizelge 4.12. Mevsimsel Tahminlerin Hata Sonuçları

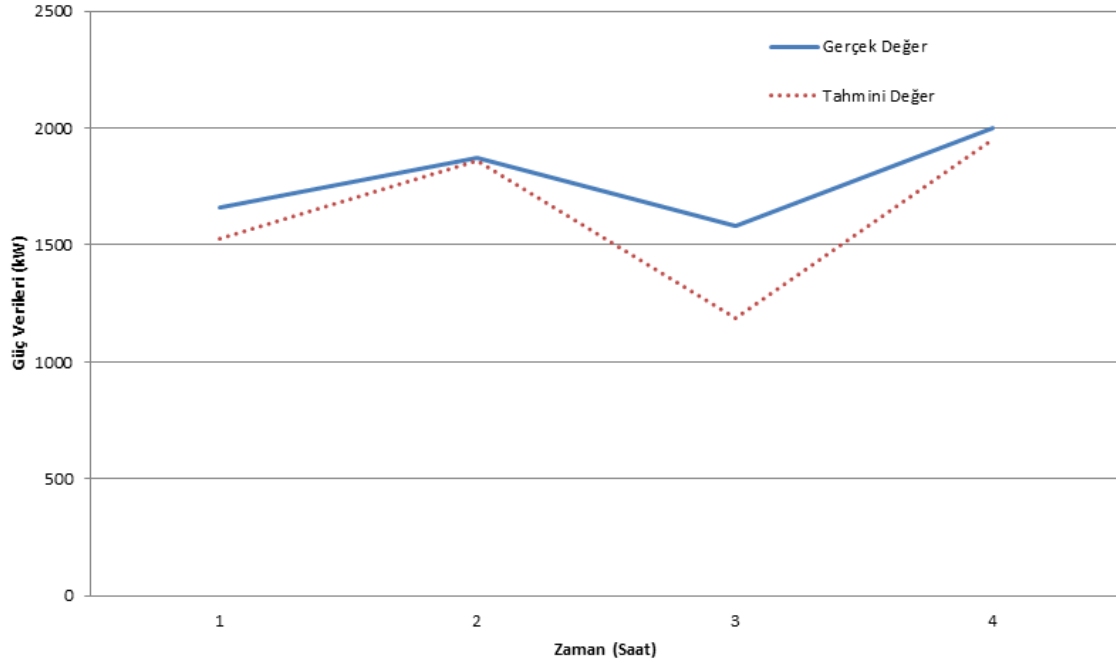
	Bağlı Hata	RMSE
İlkbahar Dönemi	% 6,78	155,8551 kW
Yaz Dönemi	% 6	152,1725 kW
Sonbahar Dönemi	% 7,10	169,4239 kW
Kış Dönemi	% 5,15	111,3648 kW

Çizelge 4.12’de görülüyor ki hata kış dönemi en aza inmiştir. Bölge nüfusunun büyük kısmı yaşlı olduğu ve kış dönemi artık işlerin bittiği için insanlar günün belli saatlerinde oturup belli saatlerinde kalktığından düzenli bir tüketim söz konusudur. Kış aylarında hatanın az çıkması bu sebepten olmuştur.

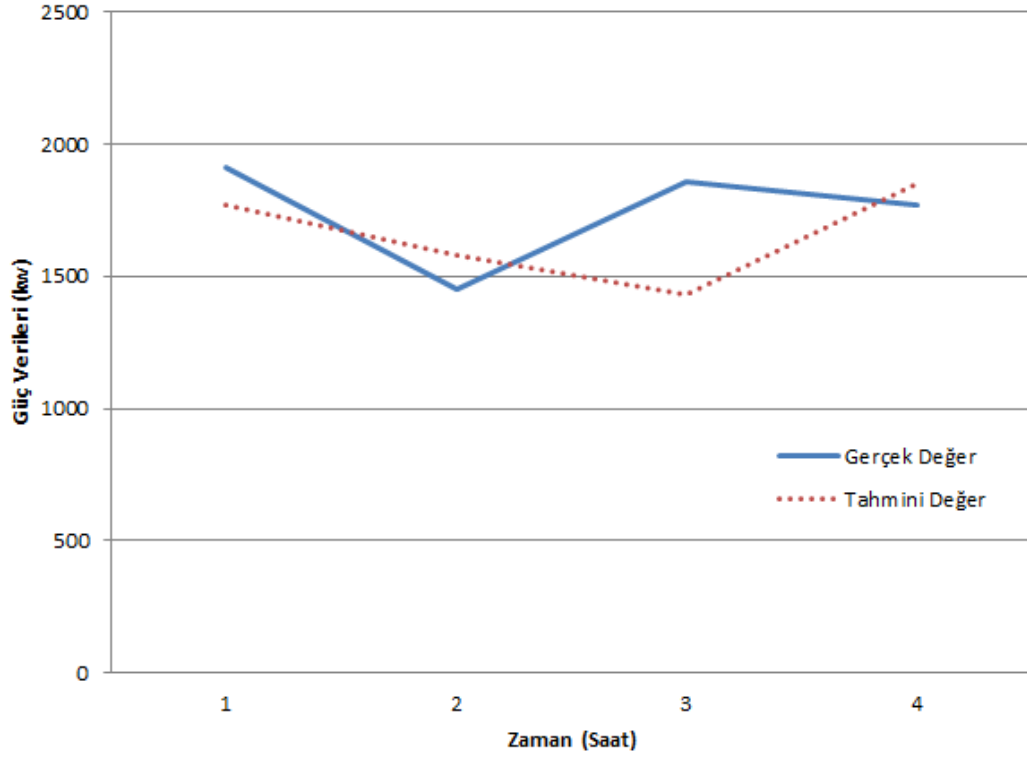
Sonbahar dönemi ise hatanın en çok olduğu dönem olmuştur. Yaz aylarında göç eden halk artık ilçeye dönmeye başladığı için halkın bir kısmı hala tarlalarda bir kısmı ise ilçede olduğundan tüketimde bir düzensizlik söz konusu olmuştur. Ayrıca ilçede bulunan tek fabrika, şarap fabrikası üzüm hasatının bu mevsimde olması ile devreye

girmektedir ve sonbahar boyunca üretim yapmaktadır. Tüketimin bu kadar çok artması buna bağlı olmuştur.

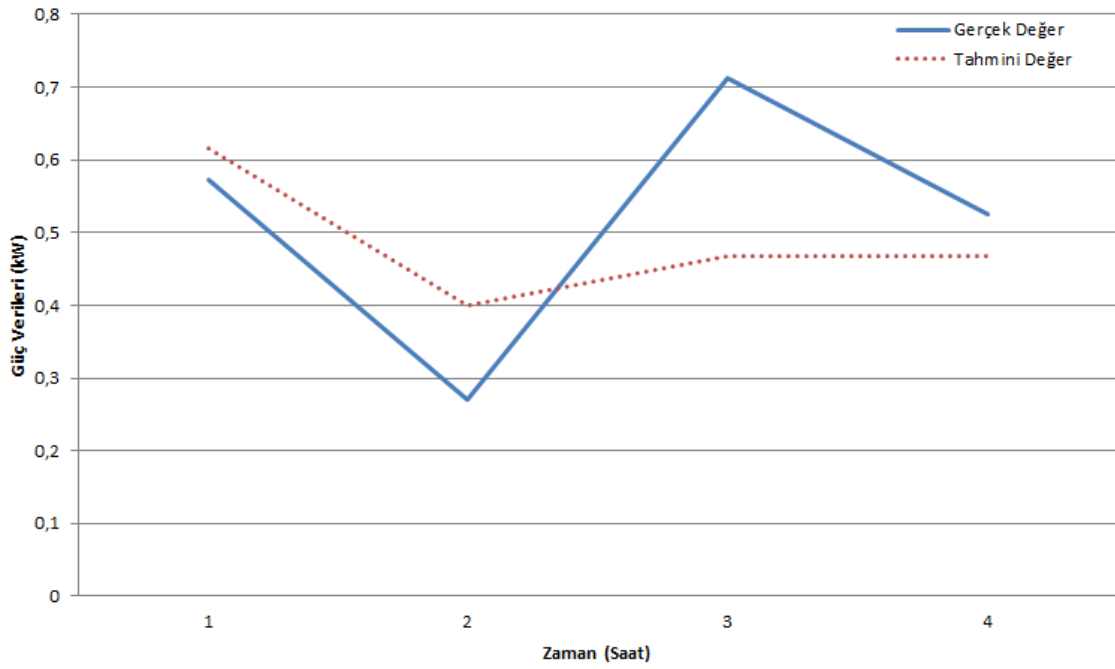
Resmi ve dini bayramların, özel günlerin tüketime etkisi ile ilgili yapay sınır ağlarında elde edilen tahmin grafikleri aşağıda verilmiştir.



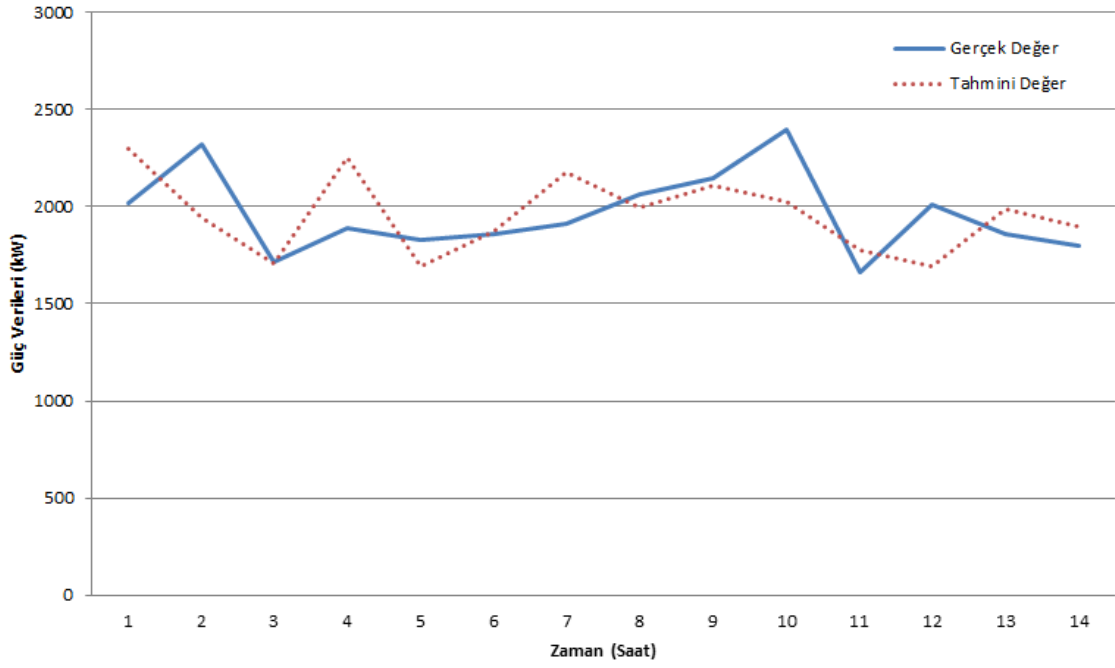
Şekil 4.22. 1 Ocak 2011 YSA tahmin grafiği



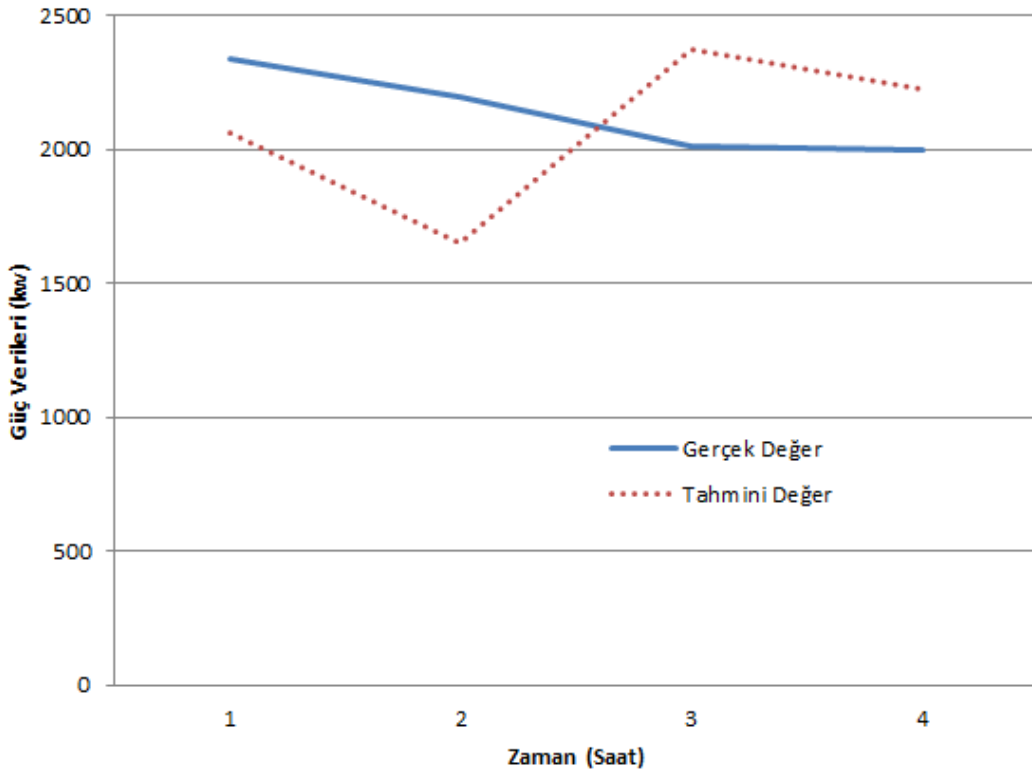
Şekil 4.23. 23 Nisan 2011 YSA tahmin grafiği



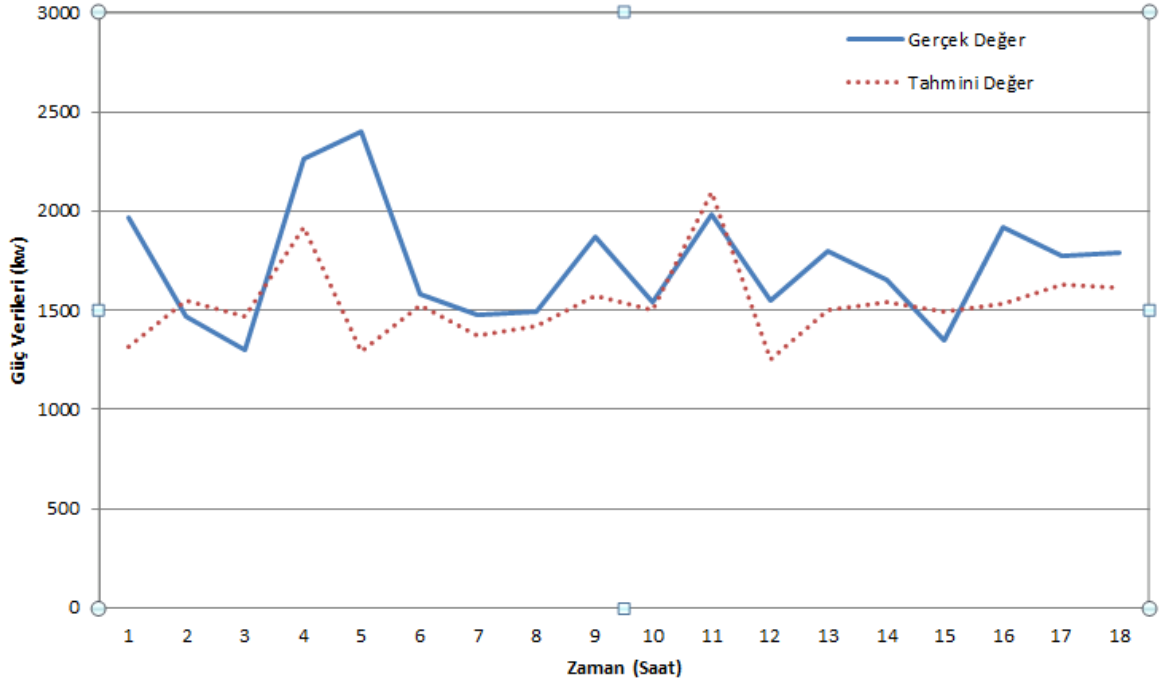
Şekil 4.24. 19 Mayıs 2011 YSA tahmin grafiği



Şekil 4.25. 30 Ağustos ve 1 Eylül Ramazan Bayramı YSA tahmin grafiği



Şekil 4.26. 3 Eylül 2011 Güney'in Kurtuluşu YSA tahmin grafiği



Şekil 4.27. Kurban Bayramı YSA tahmin grafiği

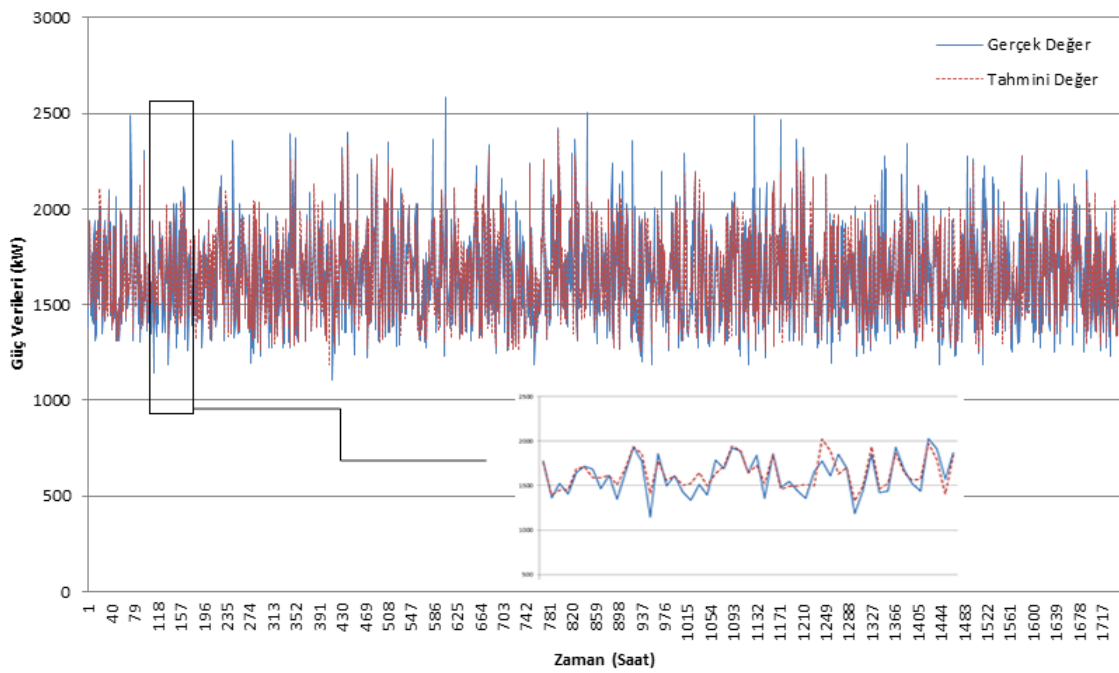
Çizelge 4.13. YSA'da Resmi ve Dini bayramların hataları

	Bağlı Hata	RMSE
1 Ocak 2011	% 8,9	209,10 kW
23 Nisan 2011	% 11	239,69 kW
19 Mayıs 2011	% 7,9	153,06 kW
30-1 Eylül 2011	% 9,2	229,03 kW
3 Eylül 2011	% 16	374,56 kW
6-9 Kasım 2011	% 13	359,94 kW

Çizelge 4.13 incelendiğinde hatanın en büyük olduğu özel gün 3 Eylül 2011 olmuştur. Bunun sebebi incelendiğinde diğer özel günlere nazaran 3 Eylül 2011 tarihi ilçenin kurtuluşu olduğundan ilçede çeşitli konserler verilmiştir. Ayrıca bu günde çeşitli sanatçıların eserleri sergilenmiş, heykel tıraşlar bu özel gün için canlı canlı çeşitli makinalarla heykeller yapmıştır. Bir diğer etkinlik ise ilçeye kurulan eğlence parkı olmuştur. Bu cihazlarında tüketime büyük bir etki ettiği elde edilen sonuçlardan ortaya çıkmıştır.

4.1.3. Hibrit Tahmin Çalışması

Hibrit sistem iki farklı yöntemin bir arada kullanılması anlamına gelmektedir. Bu çalışmada regresyon ve YSA bir arada kullanılarak daha iyi tahmin sonuçları elde etmek amaçlanmıştır. Çalışmada regresyondan elde edilen tahmin değerleri YSA'da uygulanmıştır. Regresyonda değişken olarak 2011 yılının bir saat önceki güç verileri kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar YSA'da giriş olarak kullanılmıştır. Bu çalışmadan elde edilen grafik ve hata değerleri aşağıda verilmiştir.



Şekil 4.28. Hibrit Tahmin Grafiği

Çizelge 4.14. Hibrit hataları

	Bağlı Hata	RMSE
Hibrit	% 5,26	117,85 kW

5. SONUÇ ve ÖNERİLER

Tahmin; geleceğin öngörülmesidir. Enerji sistemlerinde tahmin ise gelecekte üretilecek enerji miktarının ne kadar olacağı, tüketimi karşılamak için ne kadar enerji üretileceği konusunda öngörü değerlendirmesi yapmak demektir.

Tüketimin ve buna bağlı olarak üretimin ne kadar olacağı konusu oldukça önemli bir konudur. Öncelikle yatırımcılar için bir bölgede kurulacak santralin ne kadar büyüklükte olacağı, halkın ve var olan sanayi kuruluşlarının enerji ihtiyacının ne olacağı gibi konularda öngörü yapmak çok önemlidir. Yapılan tahminler sayesinde maliyet ve ihtiyaç hesaplanabilir. Ayrıca o bölgenin coğrafi yapısı, ekonomik ve nüfus gibi etkenlerinin üretimi nasıl etkilediği araştırılıp buna bağlı olarak düzenli ve temiz enerji üretilebilir. Bu yüzden ki enerji sektöründe tahmin yapmak hem ekonomik açıdan hem de ihtiyaç açısından çok önemlidir.

Enerji sektöründe tahmin yapmak ne kadar önemli ise tahminde kullanılacak yöntemler de o kadar önemlidir. İdeal olan en yakın tahmini hatası en az olacak şekilde bulabilmektir. Bu da seçilen tahmin yöntemine bağlıdır. Tahmin yöntemi güvenilir ve doğru sonuçlar verdiği müddetçe maliyeti az, talebe karşılık gelecek şekilde enerji üretilebilir. Aksi takdirde yatırımcıları zarara sürükleyebileceği gibi depo edilemeyen fazla enerji de tehlikeli sonuçlar doğurabilecektir. Yapılan bu çalışmada tahmin yöntemleri incelenmiş yapay sinir ağları ve regresyon yöntemi seçilmiştir.

İncelenen birçok çalışmada büyük ölçekli bölgelerin yük tahmini yapılmıştır. Yapılan bu çalışmayı diğer çalışmalardan farklı kılan en önemli özelliği mikro ölçekte tahmin yapılmış ve hibrit sistem kullanılmış olmasıdır. Büyük ölçekli çalışmalarda çok fazla çevresel faktörler incelenememiş olup, farklı bölgelerin özelliklerini taşıyan halk örf ve adetlerinin de farklılıklar gösterdiğinden dolayı enerji tüketiminde payının ne olduğu fazla araştırılmamıştır. Fakat çalışma yapılan bu mikro ölçekli bölge için aynı durum söz konusu değildir. Nüfusun az oluşu, sanayinin çok fazla gelişmemiş olması ve bölge halkının yaklaşık %90'nının yerli nüfustan oluşu, halkın örf ve adetlerinde çeşitlilik olmaması tüketim de çok fazla dalgalanmalara sebep olmamıştır. Yaz aylarını

düşünecek olursak, büyük ölçekli bir bölge için yapılan tahminde yaz aylarında sanayi, sıcaklık, turizm gibi hareketliliklerden dolayı tüketimin artacağı söylenebilir. Fakat küçük ölçekli bölgeler için aynı durum söz konusu olmayabilir. Yapılan bu çalışma da olduğu gibi.

Ayrıca bu çalışmayı diğer çalışmadan farklı kılan bir diğer özelliği ise hibrit çalışma yapılmış olmasıdır. Tahminde amaç hatayı en aza indirip doğru tahminler yapmaksa bunu sağlayan en iyi yöntem de hibrit çalışmadır. Bu çalışmada yapılan hibrit sistem öncelikle regresyon kullanılıp daha sonra elde edilen verileri YSA'da uygulamak olmuştur. Sonuçlar incelendiğinde hatası en düşük olan yöntem bu çalışma olmuştur.

Aşağıdaki çizelgelerde yapay sinir ağları ve regresyonda yapılan çalışmalar, diğer yöntemlerle hibrit sistemin hata sonuçları verilmiştir.

Çizelge 5.1. YSA ve Regresyon çalışmalarının kıyaslanması

	Bağıl Hata	RMSE
Bir saat önceki veriler Regresyon	% 7,56	165,4553 kW
Bir saat önceki veriler YSA	% 6,65	150,59 kW
Bir saat önceki veriler -sıcaklık değerleri Regresyon	% 7,38	164,9646 kW
Bir saat önceki veriler -sıcaklık değerleri YSA	% 6,36	144,0368 kW
İlkbahar verilerinin Regresyon	% 7,67	157,8359 kW
İlkbahar verilerinin YSA	% 6,78	155,8551 kW
Yaz verilerinin Regresyon	% 6,84	156,8942 kW
Yaz verilerinin Regresyon	% 6,84	156,8942 kW
Sonbahar verilerinin Regresyon	% 7,75	174,3069 kW
Sonbahar verilerinin YSA	% 7,10	169,4239 kW
Kış verilerinin Regresyon	% 6,84	155,884 kW
Kış verilerinin YSA	% 5,15	111,3648 kW
1 Ocak 2011 Regresyon	% 7,4	153,81 kW
1 Ocak 2011 YSA	% 8,9	209,10 kW
23 Nisan 2011 Regresyon	% 8,2	160,12 kW
23 Nisan 2011 YSA	% 11	239,69 kW
19 Mayıs 2011 Regresyon	% 6,4	130,82 kW
19 Mayıs 2011 YSA	% 7,9	153,06 kW
30 Ağustos-1 Eylül 2011 Regresyon	% 6,7	157,13 kW
30 Ağustos -1 Eylül 2011 YSA	% 9,2	229,03 kW

Çizelge 5.2. Regresyon, YSA ve Hibrit çalışmalarının kıyaslanması

	Bağıl Hata	RMSE
Regresyon	% 7,56	165,4553 kW
YSA	% 6,65	150,59 kW
Hibrit	% 5,26	117,85 kW

Tahmin yapmanın amacı, doğruya en yakın ve güvenilir sonuçlar elde etmektir. Çizelgelere bakıldığında Regresyonda yapılan çalışma sonuçlarında hatalar YSA'ya göre yüksek olmuştur. Bu da gösteriyor ki YSA tahmin yapmada daha başarılı sonuçlar vermiş ve regresyona göre güvenilir bir tahmin yöntemi olmuştur. Fakat bu sadece yöntemlerin kıyaslanması olmuştur. Bu yöntemlere hibrit çalışmayı kıyaslanacak olunursa görülüyor ki hata bu çalışmada en az olmuştur. Bu da demek oluyor ki geçmişteki çalışmalar sadece yöntemleri ayrı ayrı kullanarak tahmin yapmış ve başarılı sonuçlar elde etmiş fakat buna ek olarak hibrit sistem en başarılı yöntemlerin bir arada kullanılması ile hatayı daha da düşürmüş, yeni bir oluşum olmuştur.

Çalışmada küçük bir bölgenin kısa dönem yük tahmini yapılmış ve elde edilen sonuçlar yukarıdaki çizelgede verilmiştir. Tahmin için seçilen en başarılı yöntemler olup, regresyon ve YSA olmuştur. Ayrıca çalışmada sıcaklığın etkisi de araştırılmıştır. Her iki yöntem için de sıcaklık etkisi bakıldığında sonuçta bu bölge için sıcaklık çok etkili bir faktör olmamıştır. Türkiye geneli için düşünüldüğünde yaz aylarında sıcaklığın artması ile klima vb. cihazların da kullanımında artış olacaktır. Ayrıca turizm sektöründe hareketlenmeler artacağından nüfusun artışı olan bölgelerde de tüketim artacaktır. Bu bölge için düşünüldüğünde ise yaz aylarında halkın tarım işleri için tarlaların olduğu bölgeye göç etmeleri ve turizm açısından gelişmemiş olduğu için yaz aylarında tüketimde olağan dışı bir artış olmamaktadır. Yaz aylarının sadece pazartesi günleri insanlar ihtiyaçlarını gidermek için şehre döndüklerinden dolayı tüketim pazartesi günleri artmaktadır.

Kış aylarına bakıldığında halk günün belli saatlerinde düzenli bir tüketim sergilemiştir. Yöre halkının örf ve adetleri üzerine kış aylarında saat 18.00-20.00 arasında davetler

kabul edilir. Saat 20.00'dan sonra halkın büyük kesimi yaşlı nüfustan oluştuğu için yatış saatidir. Sosyal faaliyetlerin kısıtlı olduğu bölgede sanayide gelişmediği için tüketim çok dalgalanmalı değildir.

Bu anlatılanların ışığı altında incelenen birçok çalışma geniş ölçekli, ülke çapında ya da şehir merkezleri için yapılmış ayrıca seçilen yöntemler tek başına kullanılmış hibrit sistem pek kullanılmamıştır. Fakat bu şekilde yapılan tahminlerin çok genel amaçlı, hatası yüksek olduğu düşünülürse küçük bölgeler için detaylı bir çalışmanın hibrit sistemde olamadığı görülmüştür.

Bundan sonraki çalışmalar için ülke bölgelere ayrılıp bölge bölge tahmin yapmak ve kullanılan yöntemlerle beraber hibrit sistem kullanmak daha iyi sonuçlar verecektir. Ayrıca büyük bir ülkenin tüketimini etkileyen faktörlerini araştırmak yerine ülkeyi bölgelere ayırıp tüketimi etkileyen faktörlerin araştırılması daha kolay olacaktır. Böyle bir çalışma daha verimli enerji üretimini sağlayacaktır. Yapılan bu çalışma küçük bir bölgenin yük tahminini gerçekleştirmiş ve o bölgenin tüketimini etkileyen faktörlerini ortaya koymuştur. Bu anlatılanların çerçevesinde geniş ölçekli çalışmalar yerine küçük ölçekli çalışmalar hibrit sistemde daha verimli olacağı ve bundan sonraki çalışmalara ışık tutacağı düşünülebilir.

6. KAYNAKLAR

- Aal, A. (2004). Short-term hourly load forecasting using abductive networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, **19**: 164- 173.
- Akar, H.A. (2005). Dağıtım sisteminin özelleştirilmesi ve yapay sinir ağları ile yük tahmini. Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- AlFuhaid, A.S., El-Sayed, M.A. and Mahmoud M.S. (1997). Cascaded artificial neural networks for short-term load forecasting. *IEEE Transactions on Power Systems*, **12**: 1524-1529.
- Amjady, N. and Keynia, F. (2008). Mid-term load forecasting of power systems by a new prediction method. *Energy Conversion and Management*, **49**: 2678-2687.
- Aslan, Y., Yaşar, C. and Nalbant, A.(2006). Electrical peak load forecasting in Kütahya with artificial neural networks. *Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, **11**: 63- 74.
- Barkirtzis, A.G., Petridis, V., Kiartzis, S.J. and Alexladis, M.C. (1996). A neural network short term load forecasting model for the Greek power system. *IEEE Transactions on Power Systems*, **11**: 858-863.
- Filik, Ü.B., Gerek, Ö. N. and Kurban, M. (2011). A novel modeling approach for hourly forecasting of long-term electric energy demand. *Energy Conversion and Management*, **52**:199-211.
- Bayır, F. (2006). Yapay sinir ağları ve tahmin modellemesi üzerine bir uygulama. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Beccali, M., Cellura, M., Brano, V.L. and Marvuglia, A. (2004). Forecasting daily urban electric load profiles using artificial neural networks. *Energy Conversion and Management*, **45**: 2879- 2900.
- Chang, P.C., Fan, C.Y. and Lin, J.J. (2010). Monthly electricity demand forecasting based on a weighted evolving fuzzy neural network approach. *Electrical Power and Energy Systems*, **33**: 17-27.
- Charytoniuk, W. and Chen, M.S. (2000). Very short-term load forecasting using

- artificial neural networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, **15**: 263- 268.
- Chen, H., Canizares, C.A. and Singh, A. (2001). ANN-based short-term load forecasting in electricity markets. *Power Engineering Society Winter Meeting*, **2**: 411- 415.
- Chow, T.W.S. and Leung, C.T. (1996). Neural network based short-term load forecasting using weather compensation. *IEEE Transactions on Power Systems*, **11**: 1736-1742.
- Çilliyüz, Y. (2006). Yapay sinir ağları ile çevre koşulları etkili bölgesel yük kestirimi. Yüksek Lisans Tezi, Kocaeli Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli.
- Darbellay, G.A. and Slama, M. (2000). Forecasting the short-term demand for electricity : Do neural networks stand a better chance?. *International Journal of Forecasting*, **16**: 71- 83.
- Dillon, T.S., Sestito, S. and Leung, S. (1991). An adaptive neural network approach in load forecasting in a power system. *IEEE Department of Computer Science*, **91**: 17-21.
- Drezga, I. and Rahman, S. (1998). Input variable selection for ANN-Based short-term load forecasting. *IEEE Transactions on Power Systems*, **13**: 1238-1244.
- Elmas, Ç. (2011). Yapay Zeka Uygulamaları, Seçkin Yayınları, İkinci Baskı, Ankara.
- Eke, İ. (2011). Diferansiyel evrim algoritması destekli yapay sinir ağı ile orta dönem yük tahmini. *International Journal of Research and Development*, **3**: 28-32.
- Ekonomou, L. (2009). Greek long-term energy consumption prediction using artificial neural networks. *Energy*, **35**: 512- 517.
- Emel, G.G ve Taşkın, Ç. (2002). Genetik Algoritmalar ve Uygulama alanları. *Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, **1**: 129- 152.
- Erkmen, İ. ve Özdoğan, A. (1997). Short term load forecasting using genetically optimized neural network cascaded with a modified Kohonen clustering process. *12. IEEE Uluslararası Akıllı Kontrol Sempozyumu*, İstanbul, 16-18 Temmuz.
- Erkmen, I and Topalli, A.K. (2003). Four methods for short-term load forecasting using the benefit of artificial intelligence. *Elektrical Engineering*, **85**: 229- 233.

- Eşiyok, E., Hocaoğlu, A.T. ve Dumanlı, M. (1995). Güç sistemlerinde yapay sinir ağları ile yük tahmini analizi. *Elektrik Mühendisliği 6. Ulusal Kongresi*, Bursa, 11-17 Eylül.
- Fan, S. and Chen, L. (2006). Short-term load forecasting based on an adaptive hybrid method. *IEEE Transactions on Power Systems*, **21**: 392-401.
- Fan, S. and Hyndman, R.J. (2012). Short-term load forecasting based on a Semi-Parametric additive model. *IEEE Transactions on Power Systems*, **27**: 134- 141.
- Gavrilas, M., Ciutea, I. and Tanasa, C. (2001). Medium-term load forecasting with artificial neural network models. 16th International Conference and Exhibition, Amsterdam, 18-21 Jun.
- Ghanbari, A. Naghavi, A. Ghaderi, S.F. and Sabaghian, M. (2009). Artificial neural networks and regression approaches comparison for forecasting Iran's annual electricity load. *Power Engineering, Energy and Electrical Drives*, **9**: 675- 679.
- Ghiassi, M., Zimbra, D.K. and Saidane, H. (2006). Medium term system load forecasting with a dynamic artificial neural network model. *Electric Power Systems Research*, **76**: 302-316.
- Ghiassi, M. and Nangoy, S. (2008). A dynamic artificial neural network model for forecasting nonlinear processes. *Computers & Industrial Engineering*, **57**: 287-297.
- Gültekin, F. Regresyon Analizi. <http://www.firetgültekin.com> 16.04.2013.
- Hahn, H., Nieberg, S.M. and Pickl, S. (2009). Electric load forecasting methods: tools for decision making. *European Journal of Operational Research*, **199**: 902- 907.
- Hamzaçebi, C. ve Kutay, F. (2004). Yapay sinir ağları ile Türkiye elektrik enerjisi tüketiminin 2010 yılına kadar tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik ve mimarlık Fakültesi Dergisi*, **3**:227- 233.
- Hayati, M. (2007). Short-term load forecasting using artificial neural networks for the West of Iran. *Journal of Applied Sciences*, **12**: 1582- 1588.
- Hengirmen, M.O. ve Kabak, S. (1999). Gaziantep ve yöresinde 5 yıllık elektrik enerjisi ihtiyaç tahminleri. *Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Mühendisliği 8. Ulusal*

Kongresi, Gaziantep, 6-12 Eylül.

- Hippert, H.S., Pedreira, C.E and Souza, R.C. (2001). Neural networks for short-term load forecasting: a review and evaluation. *IEEE Transactions on power system*, **16**: 44-55.
- Hippert, H.S., Bunn, D.W. and Souza, R.C. (2005). Large neural networks for electricity load forecasting: Are they overfitted?. *International Journal of Forecasting*, **21**: 425- 434.
- Hsu, C.C and Chen, C.Y. (2002). Regional load forecasting in Taiwan applications of artificial neural networks. *Energy Conversion and Management*, **44**: 1941- 1949.
- Huang, H.C., Hwang, R.C. and Hsieh, J.G. (2001). A new artificial peak power load forecaster based on non-fixed neural networks. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, **24**: 245- 250.
- Islam, S.M., Al-Alawi, S.M. and Ellithy K.A. (1995). Forecasting monthly electric load and Energy for a fast growing utility using an artificial neural network. *Electric Power System Research*, **34**: 1-9.
- Kalogirou, S.A. (2001). Artificial neural networks in renewable energy systems applications: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, **5**:373-401.
- Kandil, N., Wamkeue, R., Saad, M. and Georges, S. (2006). An efficient approach for short term load forecasting using artificial neural networks. *Electrical Power and Energy Systems*, **28**: 525-530.
- Karadeniz, M., Yüncü, S. and Aydemir, M.T. Asenkron motorlarda stator direncinin yapay sinir ağları ile tahmini. www.emo.org.tr. 07.05.2013.
- Kermanshahi, B. and Iwamiya, H. (2001). Up to year 2020 load forecasting using neural nets. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, **24**: 789- 797.
- Khashei, M. and Bijari, M. (2010). An artificial neural network (p, d, q) model for timeseries forecasting. *Expert Systems with Applications*, **37**: 479- 489.
- Kiartzis, S.J., Bakirtzis, A.G. and Petridis, V. (1994). Short-term load forecasting using neural networks. *Electric Power System Research*, **33**: 1-6.
- Lamedica, R., Prudenzi, A., Sforza, M., Caciotta, M. and Cencelli, V.O. (1996). A

- neural network based technique for short-term forecasting of anomalous load periods. *IEEE Transactions on Power System*, **11**: 1749- 1756.
- Lee, K.Y., Cha, Y.T. and Park, J.H. (1992). Short-term load forecasting using an artificial neural network. *Transactions on Power system*, **7**: 124-132.
- Mandal, P., Senjyu, T., Urasaki, N. and Funabashi, T. (2006). A neural network based several-hour-ahead electric load forecasting using similar days approach. *Electrical Power and Energy System*, **28**: 367-373.
- Mirasgedis, S., Sarafidis, Y., Georgopoulou, E., Lalas, D.P., Moschovits, M. Karagiannis, F. and Papakonstantinou, D. (2004). Models for mid-term electricity demand forecasting incorporating weather influences. *Energy*, **31**: 208- 227.
- Moturi, C.A. and Kioko, F.K. (2013). Use of artificial neural networks for short-term electricity load forecasting of Kenya national grid power system. *International Journal of Computer Application*, **63**: 25-30.
- Nalbant, A., Aslan, Y. and Yaşar, C. (2005). Kütahya ili için elektrik puant yük tahmini. *Elektrik Elektronik Bilgisayar Mühendisliği 11. Ulusal Kongresi*, **1**: 211- 214.
- Pai, P.F. and Hong, W.C. (2005). Support vector machines with simulated annealing algorithms in electricity load forecasting. *Energy Conversion and Management*, **46**: 2669- 2688.
- Senjyu, T., Takara, H., Uezato, K. and Funabashi, T. (2002). One hour ahead load forecasting using neural network. *IEEE Transactions on Power System*, **17**: 113- 118.
- Sharaf, A.M. and Lie, T.T. (1995). A novel neuro-fuzzy based self-correcting online electric load forecasting model. *Electric Power System Research*, **34**: 121- 125.
- Shi, S.M., Xu, L.D. and Liu, B. (1999). Improving the accuracy of nonlinear combined forecasting using neural networks. *Expert Systems with Applications*, **16**: 49-54.
- Şener, F. (2005). Yük tahmin yöntemleri ve Ankara merkez metropol alan için regresyon analizi yöntemi kullanılarak uygulanması. Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Srinivasan, D., Liew, A.C. and Chang, C.S. (1994). Forecasting daily load curves using

- a hybrid fuzzy-neural approach. *IEE Proceedings –Generation, Transmission and Distribution*, **141**: 561- 567.
- Sümbülođlu, K. ve Akdađ, B. (2007). Regresyon Yöntemleri ve Korelasyon Analizi. Hatipođlu Yayınevi, Birinci Baskı, Maltepe ,Ankara.
- Szkuta, B.R., Sanabria, L.A. and Dillon, T.S.(1999). Electricity price short-term forecasting using artificial neural networks. *IEEE Transactions on Power System*,**14**: 851-857.
- Taylor, J.W. and McSharry, P.E. (2007). Short-term load forecasting methods: an evaluation based on European data. *IEEE Transactions on Power System*, **22**: 2213- 2219.
- Tolon, M. ve Tosunođlu, N.G. (2008). Tüketici tahmini verilerinin analizi: yapay sinir ađları ve regresyon analizi karşılaştırması. *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, **10**: 247- 259.
- Topallı, A.K. and Erkmen, İ. (2003). A hybrid learning for neural networks applied to short term load forecasting. *Neurocomputing*, **51**: 495- 500.
- Topallı, A.K., Erkmen, İ. ve Topallı, İ. (2006). Intelligent short-term load forecasting in Turkey. *Electrical Power and Energy Systems*, **28**: 437-447.
- Türker, L. (2008). Ekonometrik ve yapay sinir ađları yaklaşımları ile Türkiye'nin bölgesel uzun dönem elektrik talebinin ve buna bađlı CO_2 emisyonunun tahmini. Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Wang, J., Li, L., Niu, D. and Tan, Z. (2012). An annual load forecasting model based on support vector regression with differential evolution algorithm. *Applied Energy*, **94**: 65-70.
- Wu, J., Wang, J., Lu, H., Dong, Y. and Lu, X. (2013). Short-term load forecasting technique based on the seasonal exponential adjustment method and the regression model. *Energy Conversion and Management*, **70**: 1-9.
- Xia, C., Wang, J. and McMenemy, K. (2010). Short, medium and long term load forecasting model and virtual load forecaster based on radial basis function neural networks. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, **32**:

743-750.

Yalcinöz, T. ve Eminoglu, U. (2004). Short-term and medium term power distribution load forecasting by neural networks. *Energy Conversion and Management*, **46**: 1393- 1405.

Yamaçlı, M. (2010). Türkiye'nin uzun dönem elektrik yük tahmini. Yüksek Lisans Tezi, Dumlupınar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kütahya.

Yoldaş, U.C. (2006). Elektrik enerjisinde yük tahmini yöntemleri ve Türkiye'nin 2005-2020 yılları arasındaki elektrik enerjisi talep gelişimi ve arz planlaması. Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Kübra KAYSAL
Doğum Yeri ve Tarihi : İstanbul – 22.09.1985
Yabancı Dili : İngilizce
İletişim (Telefon/e-posta) : kubra543@hotmail.com

Eğitim Durumu (Kurum ve Yıl)

Lise :Osmaniye Anadolu Meslek Lisesi (Elektronik/YDA),
1999–2003
Lisans : Fırat Üniversitesi, 2004–2008
Yüksek Lisans : Afyon Kocatepe Üniversitesi, 2010-2013

Çalıştığı Kurum/Kurumlar ve Yıl : Güney ÇPL, 2008-2009
Afyon Kocatepe Üniversitesi Dazkırı MYO, 2009